



TUGAS AKHIR - TJ141502

**KLASIFIKASI RESPON OTOT LENGAN BAWAH PADA
PENDERITA STROKE BERDASARKAN SINYAL EMG
MENGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER**

Andri Sukmanawati
NRP 2913 100 007

Dosen Pembimbing
Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc

DEPARTEMEN TEKNIK KOMPUTER
Fakultas Teknologi Elektro
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017

[Halaman ini sengaja dikosongkan].



FINAL PROJECT - TJ141502

**CLASSIFICATION OF LOWER ARMS MUSCLE
RESPONSE OF STROKE PATIENTS BASED ON EMG
SIGNAL USING NAIVE BAYES CLASSIFIER METHOD**

Andri Sukmanawati
NRP 2913 100 007

Advisor
Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc

DEPARTMENT OF COMPUTER ENGINEERING
Faculty of Electrical Technology
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017

[Halaman ini sengaja dikosongkan].

PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi (sebagian maupun keseluruhan) tugas akhir saya dengan judul “**Klasifikasi Respon Otot Lengan Bawah pada Penderita Stroke Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier***” adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka.

Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, Juli 2017



Andri Sukmanawati

NRP. 2913100007

[Halaman ini sengaja dikosongkan].

LEMBAR PENGESAHAN

Klasifikasi Respon Otot Lengan Bawah pada Penderita Stroke Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier

Tugas Akhir ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Teknik di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh : Andri Sukmanawati (NRP: 2913100007)

Tanggal Ujian : 11 Juli 2017

Periode Wisuda : September 2017

Disetujui oleh:

Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
NIP: 197605052008121003

(Pembimbing I)

Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc.
NIP: 198012192005012001

(Pembimbing II)

Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.
NIP: 196806011995121009

(Penguji I)

Dr. Supeno Mardi Susiki, N., ST., MT.
NIP: 197003131995121001

(Penguji II)

Eko Pramunanto, ST., MT.
NIP: 196612031994121001

(Penguji III)

Mengetahui
Kepala Departemen Teknik Komputer

Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
NIP: 196907301995121001

[Halaman ini sengaja dikosongkan].

ABSTRAK

Nama Mahasiswa : Andri Sukmanawati
Judul Tugas Akhir : Klasifikasi Respon Otot Lengan Bawah pada Penderita Stroke Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier*.
Pembimbing : 1. Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
2. Dr.Diah Puspito Wulandari, ST.,M.Sc.

Saat ini banyak pengembangan *wearable device* menggunakan variasi pola aktivasi otot sebagai media kontrol, sehingga perkembangan ini dapat dimanfaatkan untuk membantu manusia yang memiliki keterbatasan gerak.

Pada Tugas Akhir ini, dilakukan proses klasifikasi terhadap ekstraksi fitur-fitur dari sinyal EMG menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* untuk mengontrol *electric device*. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah *Time-domain*. Fitur-fitur yang dipilih yaitu MAV, IEMG, WL dan VAR. Pengukuran sinyal EMG pada respon otot lengan bawah (*forearm*) pasien stroke dilakukan dengan bantuan *Myo Armband* yang menggunakan 8 channel input.

Pengujian dilakukan terhadap 4 subjek dengan rincian subjek 1 dan 2 merupakan reponden stroke, sedangkan subjek 3 dan 4 merupakan responden normal. Gerakan yang diteliti pada penelitian ini adalah gerakan *hand-close*, *hand-open*, jempol keatas, lima jari lurus kedepan (dengan posisi telapak tangan merapat), *wave-right*, kelingking, kelingking-jempol, kelingking-telunjuk, telunjuk, telunjuk-jempol, jari tiga. Masing-masing responden melakukan 11 variasi gerakan, setiap gerakan diulangi sebanyak sepuluh kali. Hasil akurasi dari pengujian klasifikasi dua gerakan diperoleh 100 % untuk subjek 1, subjek 3 dan subjek 4. Sedangkan subjek 2 memperoleh 83,35 %. Pada pengujian klasifikasi lima gerakan hasil akurasi tertinggi pada responden stroke diperoleh pada subjek 1 dengan nilai akurasi 86,68%, sedangkan pada responden normal diperoleh pada subjek 4 dengan nilai akurasi 100 %. Sedangkan pada pengujian 11 gerakan hasil akurasi tertinggi diperoleh oleh subjek 1 dengan nilai akurasi 63,63 %, pada responden normal akurasi tertinggi diperoleh pada subjek 4 yaitu 87,87 %.

Kata Kunci : Sinyal EMG, ekstraksi fitur, *Naive Bayes Classifier*

ABSTRACT

Name : Andri Sukmanawati
Title : *Classification of Lower Arms Muscle Response of Stroke Patients Based on EMG Signal Using Naive Bayes Classifier Method.*
Advisors : 1. Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
2. Dr.Diah Puspito Wulandari, ST.,M.Sc.

Nowdays, there are many developments of wearable devices that use pattern variation of muscle activation as media control, so that these developments can be used to help people with limited mobility.

In this final project, a classification process of EMG signal features extraction is done using Naive Bayes Classifier method to control electric device. This project uses Time-domain feature. The chosen features are MAV, IEMG, WL and VAR. Measurment of EMG signals in response to the forearm muscles was done using Myo Armband with 8 channels as the input. There were be 4 subjects included in this project, in which subject 1 and 2 are respondents with stroke disease, while subject 3 and 4 are normal respondents. The movements which were analyzed are hand-close, hand-open, thumbs up, five fingers straight (with palms firmly held), wave-right, pinkie, pinkie-thumb, pinkie-index, forefinger, forefinger - thumb, three finger . Each respondent does eleven kinds of movements, each of which was repeated ten times. The accuracy of two-movement classification of subject 1, 3, and 4 were 100%, while subject 2 obtained 83,35 %. From five-movement classification test, the highest result obtained from respondent with stroke (subject 1) with accuracy of 86,68%, while the from the normal respondent, subject 4 got the highest accuracy of 100 %. While the from the eleven-movement classification test the highest result obtained from respondent with stroke (subject 1) with accuracy of 63,63 %, highest accuracy at normal respondents obtained by the subject 4 of 87,87 %.

Keywords :Electromyograph, feature extraction, Naive Bayes Classifier

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan berkah, rahmat, serta hidayah-Nya, penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan judul Klasifikasi Respon Otot Lengan Bawah pada Penderita Stroke Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier*.

Penelitian ini disusun dalam rangka pemenuhan bidang riset di Departemen Teknik Komputer ITS, Bidang Studi Telematika, serta digunakan sebagai persyaratan menyelesaikan pendidikan S1. Penelitian ini dapat terselesaikan tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Keluarga, Ibu, dan Ayah yang telah memberikan dorongan spiritual dan material dalam penyelesaian buku penelitian ini.
2. Bapak Kepala Departemen Teknik Komputer Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT.
3. Bapak Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT. dan Ibu Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc. atas bimbingan selama mengerjakan penelitian.
4. Bapak Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT., selaku dosen wali penulis atas pengajaran, serta perhatian yang diberikan kepada penulis selama ini.
5. Bapak-ibu dosen pengajar Departemen Teknik Komputer atas pengajaran, bimbingan, serta perhatian yang diberikan kepada penulis selama ini.
6. Faishol Lukman H dan Dwiky R. Siwi yang selalu memberi semangat, motivasi dan senantiasa membantu menyelesaikan penelitian ini dari awal hingga akhir.
7. Enny, Hasbiya, Ifut sahabat seperjuangan yang selalu mendukung dan memotivasi.
8. Dhira yang selalu bersedia menemani mengerjakan penelitian ini hingga larut pagi dan mendengarkan keluh kesah.
9. Tiara yang selalu memberi petunjuk-petunjuk dan memotivasi untuk segera menyelesaikan penelitian ini.
10. Sahabat-sahabatku 'want it ahh' yang selalu mengajakku bermain saat jenuh dan tidak pernah bosan mendengarkan keluhan-keluhan saat proses pengerjaan penelitian ini.

11. Seluruh teman-teman *B401-crew dan B201* yang selalu membantu menyelesaikan buku ini.
12. Angkatan e53 layaknya keluarga yang selalu memberikan dukungan dan doa .
13. Bapak Kasto dan Bapak Suwadi yang bersedia untuk bekerjasama dalam pengambilan data untuk penelitian responden stroke.

Kesempurnaan hanya milik Allah SWT, untuk itu penulis memohon segenap kritik dan saran yang membangun. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi kita semua. Amin.

Surabaya, 15 Juni 2017

Penulis

DAFTAR ISI

Abstrak	i
Abstract	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR KODE	xv
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Permasalahan	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan masalah	3
1.5 Sistematika Penulisan	4
2 TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Stroke	7
2.1.1 Klasifikasi Stroke	8
2.2 <i>Electromyography</i> (EMG)	11
2.2.1 Faktor Timbulnya Sinyal EMG	12
2.3 Struktur Otot Lengan Bawah	13
2.4 <i>Myo Armband</i>	15
2.5 Ekstraksi Fitur	17
2.5.1 <i>Integrated EMG</i> (IEMG)	17
2.5.2 <i>Mean Absolute Value</i> (MAV)	17
2.5.3 <i>Variance of EMG</i> (VAR)	17
2.5.4 <i>Waveform Length</i> (WL)	18
2.5.5 <i>Root Mean Square</i> (RMS)	18
2.6 Teori <i>Bayes</i>	19
2.7 Klasifikasi <i>Naive-Bayes</i>	20

2.7.1	Algoritma Gaussian pada <i>Naive Bayes</i>	22
3	DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	25
3.1	Desain Sistem	25
3.2	Alur Kerja Sistem	26
3.2.1	Perekaman Sinyal EMG	27
3.2.2	<i>Pre-Processing</i>	36
3.2.3	Ekstraksi Fitur	36
3.2.4	Klasifikasi	38
3.2.5	Pengujian	41
3.3	Spesifikasi Responden Stroke Yang Diteliti	41
3.3.1	Responden Stroke Subjek 1	41
3.3.2	Responden Stroke Subjek 2	42
4	PENGUJIAN DAN ANALISA	43
4.1	Metode Pengujian	43
4.2	Hasil dan Analisa	43
4.2.1	Perekaman Sinyal EMG	43
4.2.2	<i>Pre-Processing</i>	48
4.2.3	Ekstraksi Fitur	49
4.3	Klasifikasi dan Hasil Pengujian	50
4.3.1	Pengujian pada dua gerakan	50
4.3.2	Pengujian terhadap lima gerakan	54
4.3.3	Pengujian terhadap 11 gerakan	62
5	PENUTUP	65
5.1	Kesimpulan	65
5.2	Saran	66
	DAFTAR PUSTAKA	67
	LAMPIRAN	71
	Biografi Penulis	93

DAFTAR GAMBAR

2.1	Skema tubuh dan bagian tubuh yang diakibatkan dari stroke[1]	7
2.2	Perbedaan antara stroke iskemik dan stroke hemoragik[4]	9
2.3	Otot penyusun lengan bawah[17]	14
2.4	<i>Myo Armband</i> [15]	16
2.5	<i>Flowchart</i> Klasifikasi <i>Naive Bayes</i>	21
3.1	Diagram Blok proses klasifikasi sinyal EMG	26
3.2	<i>Flowchart</i> perekaman sinyal EMG	27
3.3	Pengambilan data sinyal EMG menggunakan <i>device myo armband</i>	28
3.4	Aplikasi perekaman sinyal EMG berbasis <i>java</i>	29
3.5	Tampilan konektivitas <i>Myo ArmBand manager</i>	30
3.6	Contoh gerakan <i>hand-close</i>	30
3.7	Contoh gerakan <i>hand-open</i>	31
3.8	Contoh gerakan lima jari lurus kedepan	31
3.9	Contoh gerakan <i>wave-right</i>	32
3.10	Contoh gerakan jempol keatas	32
3.11	Contoh gerakan kelingking	33
3.12	Contoh gerakan kelingking-jempol	33
3.13	Contoh gerakan kelingking-telunjuk	34
3.14	Contoh gerakan telunjuk	34
3.15	Contoh gerakan telunjuk-jempol	35
3.16	Contoh gerakan tiga-jari	35
3.17	Algoritma ekstraksi fitur pada sinyal EMG	37
3.18	Contoh pengelompokkan fitur berdasarkan <i>channel</i> dan gerakan	39
3.19	Responden stroke subjek 1	41
3.20	Responden stroke subjek 2	42
4.1	Contoh isi dari file hasil perekaman sinyal EMG	44
4.2	Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan <i>Hand-Close</i>	44

4.3	Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan <i>Hand-Open</i>	45
4.4	Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan jempol	45
4.5	Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan telunjuk	46
4.6	Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan kelingking-jempol . .	46
4.7	Contoh perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke dari hasil <i>pre-processing</i> pada <i>channel</i> 1 gerakan <i>Hand-close</i>	48
4.8	Jumlah tabel nilai ekstraksi fitur pada 8 <i>channel</i> . .	49
4.9	Hasil klasifikasi pada subjek 2	51
4.10	Hasil perhitungan posterior pada data testing subjek 2	51
4.11	Presentase hasil akurasi terhadap klasifikasi dua gerakan pada responden stroke dan responden normal.	53
4.12	Hasil klasifikasi pada subjek 1.	55
4.13	Hasil perhitungan posterior data testing ke-3 pada subjek 1	55
4.14	Hasil perhitungan posterior data testing ke-14 pada subjek 1	55
4.15	Hasil klasifikasi pada subjek 2	56
4.16	Hasil perhitungan posterior data testing ke-4 dan ke-5 pada subjek 2	56
4.17	Hasil klasifikasi pada subjek 3	60
4.18	Hasil perhitungan posterior data testing ke-10 dan ke-11 pada subjek 3	61
4.19	Presentase hasil akurasi terhadap klasifikasi lima gerakan pada responden stroke dan responden normal.	61
4.20	Perbandingan hasil akurasi terhadap klasifikasi 11 variasi gerakan pada masing-masing responden.	63
4.21	Perbandingan hasil akurasi variasi dua gerakan, lima gerakan, dan 11 gerakan pada responden normal dan responden stroke.	64
1	Perbedaan pola sinyal EMG orang normal dan orang stroke pada gerakan <i>hand-close</i> pada <i>channel</i> 1 dan <i>channel</i> 2	71

2	Perbedaan pola sinyal EMG orang normal dan orang stroke pada gerakan <i>hand-close</i> pada <i>channel</i> 3 dan <i>channel</i> 4	72
3	Perbedaan pola sinyal EMG orang normal dan orang stroke pada gerakan <i>hand-close</i> pada <i>channel</i> 5 dan <i>channel</i> 6	73
4	Perbedaan pola sinyal EMG orang normal dan orang stroke pada gerakan <i>hand-close</i> pada <i>channel</i> 7 dan <i>channel</i> 8	74
5	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 1 terhadap semua gerakan	75
6	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 2 terhadap semua gerakan	76
7	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 3 terhadap semua gerakan	77
8	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 4 terhadap semua gerakan	78
9	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 5 terhadap semua gerakan	79
10	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 6 terhadap semua gerakan	80
11	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 7 terhadap semua gerakan	81
12	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 8 terhadap semua gerakan	82
13	Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada <i>channel</i> 1 terhadap semua gerakan	83
14	Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada <i>channel</i> 2 terhadap semua gerakan	84
15	Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada <i>channel</i> 3 terhadap semua gerakan	85
16	Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada <i>channel</i> 4 terhadap semua gerakan	86
17	Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada <i>channel</i> 5 terhadap semua gerakan	87
18	Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada <i>channel</i> 6 terhadap semua gerakan	88

19	Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada <i>channel</i> 7 terhadap semua gerakan	89
20	Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada <i>channel</i> 8 terhadap semua gerakan	90
21	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 2 terhadap dua gerakan	91
22	Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada <i>channel</i> 3 terhadap dua gerakan	92

DAFTAR TABEL

3.1	Contoh tabel pada ekstraksi fitur sinyal EMG	38
4.1	Hasil pencocokan data testing terhadap <i>ground truth</i> pada subjek 1	50
4.2	Hasil pencocokan data testing terhadap <i>ground truth</i> pada subjek 2	50
4.3	Hasil pencocokan data testing terhadap <i>ground truth</i> pada subjek 3	52
4.4	Hasil pencocokan data testing terhadap <i>ground truth</i> pada subjek 4	52
4.5	Hasil pencocokan data testing terhadap <i>ground truth</i> pada subjek 1	58
4.6	Hasil pencocokan data testing terhadap <i>ground truth</i> pada subjek 2	58
4.7	Hasil pencocokan data testing terhadap <i>ground truth</i> pada subjek 3	59
4.8	Hasil pencocokan data testing terhadap <i>ground truth</i> pada subjek 4	59

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR KODE

3.1	<i>Pre-processing data</i> sinyal EMG untuk mengubah nilai menjadi <i>absolute</i> dan di <i>threshold</i>	36
-----	--	----

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

Penelitian ini di latar belakang oleh berbagai kondisi yang menjadi acuan. Selain itu juga terdapat beberapa permasalahan yang akan dijawab sebagai luaran dari penelitian.

1.1 Latar belakang

Sinyal *Electromyograph* (EMG) adalah salah satu fisiologis sinyal paling penting yang banyak digunakan dalam aplikasi klinis dan rekayasa teknologi. Perangkat antarmuka berbasis pada EMG juga dapat digunakan untuk menghasilkan perintah (*control*) pada *electric device*. Sistem kontrol yang dihasilkan dari EMG ini bisa disesuaikan dengan pola dan kekuatan otot penggunaanya. Sebagai contoh pada pasien yang menderita stroke mempunyai keterbatasan dalam melakukan gerakan, sehingga dalam bergerak aktivasi ototnya terbatas.

Dalam kehidupan sehari-hari, tidak sedikit penderita stroke yang membutuhkan alat bantu untuk beraktivitas. Contohnya dalam pemakaian kursi roda sebagai salah satu alat bantu pasien stroke. Kursi roda yang sekarang beredar di pasaran ada 2 jenis, yaitu kursi roda manual dan kursi roda listrik (*remote control, joystick*). Namun, bagi beberapa penderita stroke untuk mengoperasikan kursi roda tersebut kadang masih bergantung pada orang lain. Sehingga, mereka belum merasakan kemudahan dalam penggunaannya. Selain mengoperasikan kursi roda penderita stroke juga mengalami kesulitan dalam mengoperasikan *electric device* lainnya.

Kondisi daripada penderita stroke satu dengan penderita stroke yang lain bisa berbeda. Karena aktivasi otot pada setiap penderita stroke berbeda pula. Dengan membaca gerakan yang diperoleh dari perekaman sinyal EMG dan mengolahnya sebagai input sebuah *controller*, akan membantu penderita stroke untuk melakukan aktifitasnya untuk mengontrol berbagai macam *electric device* domestik contohnya televisi, lampu, AC, dll. Sehingga, pasien stroke tidak lagi bergantung pada orang lain di sekitarnya.

Disatu sisi, kekurangan dari pengenalan pola EMG adalah

mengandung banyak *noise*, terutama ketika karakteristik frekuensi *noise* adalah acak[16]. Sedangkan, untuk menggunakan sinyal EMG sebagai media kontrol, teknik ekstraksi fitur menjadi langkah penting untuk mencapai kinerja yang baik pada klasifikasi sistem pengenalan sinyal EMG. Sehingga dibutuhkan metodologi yang presisi dalam menganalisa dan mengklasifikasi sinyal EMG untuk mendapatkan fitur informasi yang diinginkan dan menghasilkan nilai akurasi yang baik. Yang kemudian dapat digunakan untuk mengoperasikan *electric device* yang bersifat *subject specific*.

Pada penelitian ini, penulis menggunakan alat bantu untuk perekaman sinyal EMG menggunakan *wearable device* *Myo Armband* dari *Thelmic Labs*. *Myo Armband* menggabungkan perangkat *wireless* dan sensor EMG. Beberapa kelebihan dari alat ini adalah mudah digunakan, lebih efektif, jangka waktu pemakaian lama, dan dapat digunakan oleh siapa saja tanpa harus melakukan kalibrasi terlebih dahulu. *Myo Armband* membaca aktivitas listrik otot lengan melalui delapan sensornya. Alat ini dapat digunakan untuk mengontrol objek secara *wireless* atau jarak jauh. *Myo Armband* juga dilengkapi dengan data *Inertial Measurement Unit* (IMU) melalui *accelerometer*, *gyroscope* dan *magnetometer*. Secara *default* *Myo Armband* mampu mengenali lima gerakan, yaitu menggenggam, geser kiri, geser kanan, meregang, dan *double-tap* yang dapat dimanfaatkan bersamaan dengan data IMU untuk mengontrol aplikasi[15]. *Myo Armband* menyediakan data EMG mentah pada frekuensi 200 Hz, terdiri dari *time stamp* dan *range* nilai tiap sensor -128 hingga 127. *Myo Armband* juga mampu membedakan perbedaan gerakan jari dan arah putaran tangan dengan cara mengukur perbedaan pola impuls listrik yang dihasilkan oleh gerakan tangan menggunakan *inertial sensor*. Pada penelitian sebelumnya *Myo Armband* sudah pernah dimanfaatkan untuk orang normal (tidak memiliki keterbatasan gerak) dalam mengontrol *drone* dan digunakan untuk bermain *game*.

Dalam penelitian ini, penulis menerapkan metode yang ada sebelumnya untuk mengekstraksi fitur dan mengklasifikasi sinyal EMG. Sinyal EMG yang akan diklasifikasi merupakan hasil perekaman sinyal listrik otot-otot lengan bawah (*forearm muscle*). Sinyal EMG (*raw signal*) yang didapat, terlebih dahulu diproses pada tahap pre-processing dan ekstraksi fitur. Fitur yang digunakan ada-

lah *Time-Domain*. Kemudian fitur yang didapat diklasifikasikan dengan metode *Naive Bayes Classifier*. Dimana, dari data input dicari nilai terbesar dari hasil perkalian perhitungan probabilitas prior, kemudian untuk menentukan kelasnya (jenis gerakan) dipilih hasil perhitungan yang tertinggi. *Output* dari penelitian ini merupakan analisa hasil klasifikasi sinyal EMG sebagai media kontrol menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*, dimana pada penelitian selanjutnya dapat dikembangkan untuk mengontrol *electric device* secara *real-time* yang tujuannya untuk memberikan kemudahan pasien *stroke* dalam beraktivitas dan tidak bergantung kepada orang lain disekitarnya.

1.2 Permasalahan

Berdasarkan latarbelakang, penderita stroke tidak bisa mandiri dalam menjalankan aktivitas sehari-hari. Alat bantu yang ditujukan untuk membantu penderita stroke seperti halnya kursi roda atau *electric device* domestik lainnya dirasa belum terlalu maksimal penggunaannya, karena keterbatasan gerak yang dialami oleh penderita stroke. Dengan adanya masalah tersebut, maka diterapkan metode *Naive Bayes Classifier* untuk mengklasifikasikan sinyal EMG yang didapatkan dari perekaman sinyal otot lengan bawah pada penderita stroke. Yang diharapkan dapat mempermudah penelitian selanjutnya untuk dikembangkan sebagai media kontrol *electric device*.

1.3 Tujuan

Tujuan dari tugas akhir ini adalah mengklasifikasikan sinyal EMG pada gerakan otot lengan bawah pasien *stroke* menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*.

1.4 Batasan masalah

Untuk memfokuskan permasalahan yang akan diangkat maka dilakukan pembatasan masalah. Batasan-batasan masalah tersebut diantaranya adalah:

1. Data sinyal EMG diperoleh dari Myo Armband yang menggunakan 8 channel input
2. Klasifikasi sinyal EMG dari respon otot lengan bawah (*forearm muscle*) menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*

dilakukan secara tidak *real-time*(*offline*).

3. Jenis gerak yang akan di deteksi sinyal EMG adalah gerakan *hand close*, *hand open*, jempol keatas, lima jari lurus kedepan (dengan posisi telapak tangan merapat), *wave-right*, kelingking, kelingking-jempol, kelingking-telunjuk, telunjuk, telunjuk-jempol, tiga-jari .
4. Responden stroke yang diteliti merupakan responden yang mengalami stroke jenis iskemik.
5. Anggota tubuh yang menjadi fokus penelitian adalah lengan bawah pada tangan kanan.
6. Keluaran dari penelitian ini berupa hasil analisa metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan sinyal EMG sebagai media kontrol pada pasien stroke. Sehingga, tidak sampai pada tahap implmentasi.

1.5 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian Tugas akhir ini tersusun dalam sistematika dan terstruktur sehingga mudah dipahami dan dipelajari oleh pembaca maupun seseorang yang ingin melanjutkan penelitian ini. Alur sistematika penulisan laporan penelitian ini yaitu :

1. BAB I Pendahuluan
Bab ini berisi uraian tentang latar belakang permasalahan, penegasan dan alasan pemilihan judul, sistematika laporan, tujuan dan metodologi penelitian.
2. BAB II Dasar Teori
Pada bab ini berisi tentang uraian secara sistematis teori-teori yang berhubungan dengan permasalahan yang dibahas pada penelitian ini. Teori-teori ini digunakan sebagai dasar dalam penelitian, yaitu informasi terkait sinyal EMG, ekstraksi fitur, metode klasifikasi , dan teori-teori penunjang lainnya.
3. BAB III Perancangan Sistem dan Impementasi
Bab ini berisi tentang penjelasan-penjelasan terkait eksperimen yang akan dilakukan dan langkah-langkah data dari sinyal EMG diolah hingga menghasilkan sistem kontrol. Guna mendukung itu digunakanlah blok diagram atau *work flow* agar sistem yang akan dibuat dapat terlihat dan mudah dibaca untuk implentasi pada pelaksanaan tugas akhir.

4. BAB IV Pengujian dan Analisa

Bab ini menjelaskan tentang pengujian eksperimen yang dilakukan terhadap data dari sinyal EMG dan analisisnya. Hasil dari metode klasifikasi akan ditunjukkan pada bab ini dan dilakukan analisa terhadap hasil klasifikasi dan informasi yang didapat dari hasil mengamati klasifikasi yang tersaji.

5. BAB V Penutup Bab ini merupakan penutup yang berisi kesimpulan yang diambil dari penelitian dan pengujian yang telah dilakukan. Saran dan kritik yang membangun untuk pengembangan lebih lanjut juga dituliskan pada bab ini.

Halaman ini sengaja dikosongkan

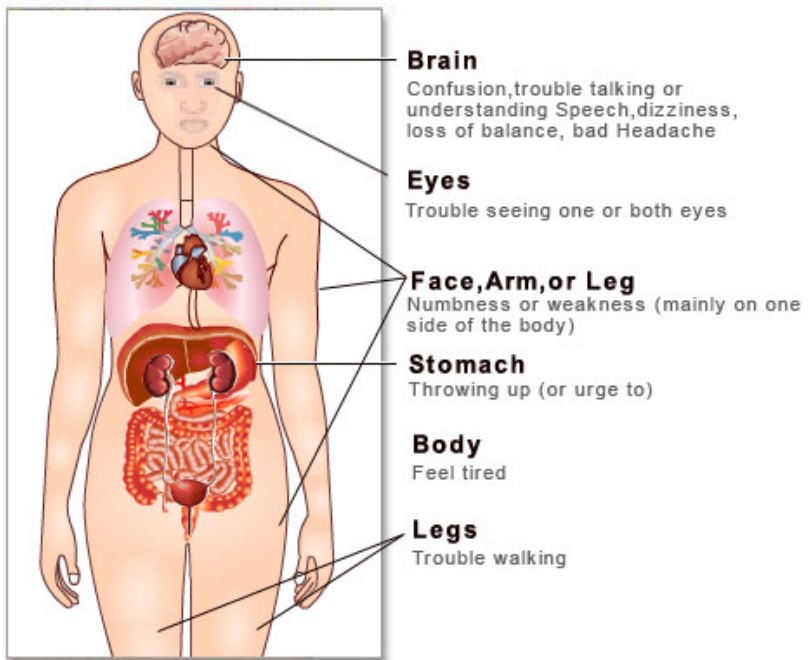
BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian ini dilakukan dengan berdasarkan beberapa teori penunjang sebagai bahan acuan dan referensi. Dengan demikian penelitian ini menjadi lebih terarah.

2.1 Stroke

Dalam bahasa inggris stroke disebut juga sebagai *cerebrovascular accident* (CVA). CVA adalah suatu kondisi yang terjadi ketika pasokan darah ke suatu bagian otak tiba-tiba terganggu[1]. Dalam



Gambar 2.1: Skema tubuh dan bagian tubuh yang diakibatkan dari stroke[1]

jaringan otak, kurangnya aliran darah menyebabkan serangkaian reaksi biokimia yang dapat merusak atau mematikan sel-sel saraf di otak. Jika otak telah terganggu maka otomatis seluruh anggota tubuh akan sulit untuk berfungsi dan salah satunya akan mengakibatkan penyakit stroke karena tidak ada rangsangan dari otak untuk menggerakkan anggota tubuh kita. Stroke adalah penyebab utama kecacatan pada orang dewasa. Empat juta orang Amerika mengalami defisit neurologik akibat stroke, dua pertiga dari defisit ini bersifat sedang sampai parah[2].

Kemungkinan meninggal akibat stroke initial adalah 30% sampai 35%, dan kemungkinan kecacatan mayor pada yang selamat adalah 35% sampai 40% . Sekitar sepertiga dari semua pasien yang selamat dari stroke akan mengalami stroke berikutnya dalam 5 tahun, 5% sampai 14% dari mereka akan mengalami stroke ulangan dalam tahun pertama[3]. Di Indonesia stroke menjadi penyakit nomor tiga yang mematikan setelah jantung dan kanker. Jumlah penderita stroke setiap tahunnya juga terus meningkat, beberapa diantaranya membutuhkan bantuan orang lain untuk melakukan aktivitas pribadi, membutuhkan alat bantu untuk melakukan aktivitas sehari-hari.

2.1.1 Klasifikasi Stroke

Berdasarkan patologi anatomi dan penyebabnya stroke dibagi menjadi dua, yaitu infark non hemoragik/iskemik dan hemoragik[4]. Pada gambar 2.2 terlihat perbedaan antara stroke iskemik dan stroke hemoragik, yaitu :

1. Stroke Iskemik

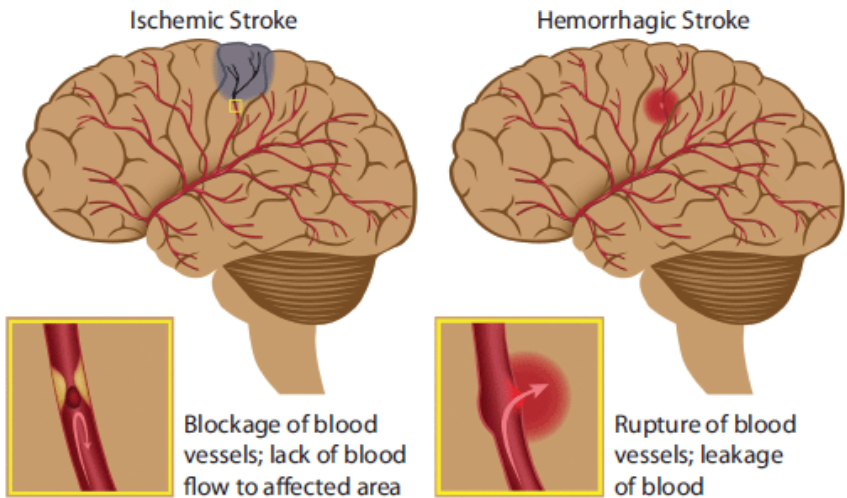
Stroke iskemik terjadi bila pembuluh darah yang memasok darah ke otak tersumbat. Jenis stroke ini yang paling umum (hampir 90% stroke adalah iskemik). Kondisi yang mendasari stroke iskemik adalah penumpukan lemak yang melapisi dinding pembuluh darah yang disebut aterosklerosis. Kolesterol, homocysteine dan zat lainnya dapat melekat pada dinding arteri, membentuk zat lengket yang disebut plak. Seiring waktu plak menumpuk, hal ini sering membuat darah sulit mengalir dengan baik dan menyebabkan bekuan darah (trombus). Stroke iskemik dibedakan berdasarkan penyebab sumbatan arteri, yaitu:

(a) Stroke Trombotik

Dimana sumbatan disebabkan trombus yang berkembang di dalam arteri otak yang sudah sangat sempit.

(b) Stroke Embolik

Dimana sumbatan disebabkan trombus, gelembung udara atau pecahan lemak (emboli) yang terbentuk di bagian tubuh lain seperti jantung dan pembuluh aorta di dada dan leher yang terbawa aliran darah ke otak. Kelainan jantung yang disebut fibrilasi atrium dapat menciptakan kondisi dimana trombus yang terbentuk di jantung terpompa dan beredar menuju otak.



Gambar 2.2: Perbedaan antara stroke iskemik dan stroke hemoragik[4]

2. Stroke Hemoragik

Stroke hemoragik disebabkan oleh pembuluh darah yang bocor atau pecah di dalam atau di sekitar otak sehingga menghentikan suplai darah ke jaringan otak yang dituju. Selain itu, darah membanjiri dan memampatkan jaringan otak sekitarnya sehingga mengganggu atau mematikan fungsinya. Ada dua jenis stroke hemoragik, yaitu:

(a) Perdarahan *intracerebral*

Perdarahan *intracerebral* merupakan perdarahan di dalam otak yang disebabkan oleh trauma (cedera otak) atau kelainan pembuluh darah (aneurisma atau angioma). Jika tidak disebabkan oleh salah satu kondisi tersebut, paling sering disebabkan oleh tekanan darah tinggi kronis. Perdarahan intracerebral menyumbang sekitar 10% dari semua stroke, tetapi memiliki persentase tertinggi penyebab kematian akibat stroke.

(b) Perdarahan *subarachnoid*

Perdarahan *subarachnoid* merupakan perdarahan dalam ruang subarachnoid, ruang di antara lapisan dalam (Pia mater) dan lapisan tengah (arachnoid mater) dari jaringan selaput otak (meninges). Penyebab paling umum adalah pecahnya tonjolan (aneurisma) dalam arteri. Perdarahan subarachnoid adalah kedaruratan medis serius yang dapat menyebabkan cacat permanen atau kematian. Stroke ini juga satu-satunya jenis stroke yang lebih sering terjadi pada wanita dibandingkan pada pria.

Klasifikasi stroke berdasarkan stadium atau pertimbangan waktu, yaitu :

1. Serangan iskemik sepias atau TIA

Pada TIA ini gejala neurologis yang timbul akan cepat menghilang, berlangsung dalam beberapa menit sampai sehari penuh. TIA didefinisikan sebagai suatu gangguan akut dan fungsi fokal serebral yang gejalanya kurang dari 24 jam dan disebabkan oleh trombus atau emboli. Gejala klinis TIA dapat dibedakan dari sumber alirannya yaitu sistem karotis atau sistem vertebrobasilaris.

2. *Reversible Ischemic Neurologic Deficit* (RIND)

Seperti pada TIA, gejala neurologis yang ada pada RIND, juga akan menghilang antara 24 jam sampai 21 hari. Jika pada TIA dokter jarang menyaksikan sendiri sehingga diagnosis ditegakkan berdasar riwayat dari pasien, maka RIND besar kemungkinan dokter masih dapat mengamati.

3. *Progressing stroke* atau *stroke in evolution*

Pada keadaan ini kelainan yang ada masih terus berkembang ke arah yang lebih berat. Diagnosis stroke ditegakkan pada saat awal dengan mengamati langsung perkembangannya, atau saat akhir dimana diambil riwayat penyakitnya.

4. *Completed stroke*

Completed stroke diartikan bahwa kelainan neurologis yang ada sifatnya sudah menetap, tidak berkembang lagi. Kelainan neurologis yang muncul bermacam-macam tergantung daerah otak yang mengalami lesi.

2.2 *Electromyography (EMG)*

Elektromiografi (EMG) adalah teknik untuk mengevaluasi dan rekaman aktivitas listrik yang dihasilkan oleh otot rangka. EMG dilakukan menggunakan alat yang disebut *Electromyograph*, untuk menghasilkan rekaman yang disebut Elektromiogram. Sebuah EMG mendeteksi potensial listrik yang dihasilkan oleh sel-sel otot ketika sel-sel ini elektrik atau neurologis diaktifkan[5].

EMG mengkaji langkah-langkah yang tepat dalam memperoleh informasi mengenai aktivasi elektrik otot dari saraf menuju serat otot. Pemahaman sinyal *myoelectric* sangat bergantung pada fungsi dan anatomi sistem saraf. Otot rangka terdiri dari sel otot yang tersusun secara paralel yang membentuk serat otot. Setiap otot memiliki sistem rangsang untuk menangkap aktivitas elektrik. EMG pada umumnya direkam dengan menggunakan elektroda yang dipasangkan pada permukaan kulit atau lebih sering jarum elektroda yang dimasukkan secara langsung ke dalam otot[7]. Elektroda permukaan digunakan sekali pakai karena perekatnya mudah lepas. Elektroda ini mengambil tegangan yang dihasilkan oleh kontraksi serat otot. Amplitudo dari sinyal EMG tergantung pada berbagai faktor, misalnya penempatan dan jenis elektroda yang digunakan dan tingkat derajat dari penggunaan otot. Suatu sinyal khas EMG terbentang dari 0,1 sampai 0,5 mV. Sinyal-sinyal ini berisi komponen frekuensi yang diperbesar sampai pada 10 kHz. Sinyal yang terdeteksi pada permukaan kulit sangat rendah yaitu dalam range miliVolt, sehingga perlu dikuatkan beberapa kali. Karakteristik sinyal EMG mempunyai range frekuensi antara 20Hz – 500Hz dan

range tegangan antara 0,4mV sampai 5mV [6].

Sedangkan, *electromyogram* merupakan teknik untuk mengevaluasi dan merekam aktivitas kontraksi dan relaksasi jaringan otot lengan dan kaki. Aktivitas *Electromyogram* ditunjukkan oleh *Electromyograph* (EMG). EMG berfungsi untuk mendeteksi adanya potensial listrik yang dihasilkan oleh otot lengan dan kaki saat kontraksi dan relaksasi. Teknik pengukuran EMG yang sering digunakan adalah surface EMG, yaitu teknik *non-invasive* untuk mengukur hasil aktifitas elektrik otot dari proses kontraksi dan relaksasi. Oleh karena itu Penelitian tentang EMG merupakan bagian dari *biomedical engineering* yang telah berkembang pesat, sebagai contoh yaitu penelitian aplikasi biosignal pada manusia untuk kontrol buatan pada manusia maupun untuk mendeteksi adanya kelainan aktifitas pada otot[7]. Tujuan utama untuk sinyal elektromiografi (EMG) adalah aplikasi klinis. Hal ini biasanya digunakan secara klinis untuk diagnosis masalah neurologis dan neuromuskuler. EMG juga digunakan dalam berbagai jenis laboratorium penelitian, termasuk mereka yang terlibat dalam biomekanik, kontrol motor, neuromuskuler fisiologi, gangguan gerak, kontrol postural, dan terapi fisik. EMG dikendalikan oleh sistem saraf dan tergantung pada sifat anatomis dan psikologis otot. Ini adalah sinyal listrik yang diperoleh dari organ yang berbeda. EMG biasanya merupakan fungsi dari waktu, dijelaskan dalam hal amplitudo, frekuensi dan fase.

2.2.1 Faktor Timbulnya Sinyal EMG

Timbulnya sinyal listrik atau sinyal EMG dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu:

1. ***Resting Membrane Potential***

Dalam keadaan istirahat maka potensial dari dalam ke luar serabut otot kira-kira -90 mV. Hal ini disebabkan perbedaan konsentrasi dari ion dan akan menimbulkan transportasi ion (ion pumps)[6].

2. ***Muscle Fiber Action Potential***

Ketika potensial aksi menjalar di sepanjang axon dari semua serabut otot, maka pada sambungan *neuromuscular* akan dikeluarkan *neuro transmitter acetylcholine*. *Transmitter* ini yang menyebabkan potensial aksi pada serabut otot. Hal ini

akan mengubah perbedaan potensial antara dalam dan luar serabut otot dari sekitar -90 mV menjadi sekitar 20 sampai 50 mV, sehingga terjadi kontraksi serabut otot. Potensial aksi ini akan menjalar dan diikuti menjalarnya depolarisasi pada membran serabut otot. Sinyal yang dihasilkan akan dapat diukur jika sebuah serabut otot adalah aktif dalam suatu waktu, hal ini disebut *a muscle fiber action potential* (MFAP)

3. Potensial Aksi Unit Motor

Sejak aktivasi dari sebuah neuron motor alpha (an alpha motor neuron) menyebabkan kontraksi serabut otot, sejumlah sinyal, sebagai kontribusi dari potensial aksi serabut otot yang biasanya diukur. Aktivitas listrik ini disebut potensial aksi unit motor (MUAP). Jadi MUAP adalah gelombang yang diukur ketika sebuah unit motor diaktivasi pada suatu waktu.

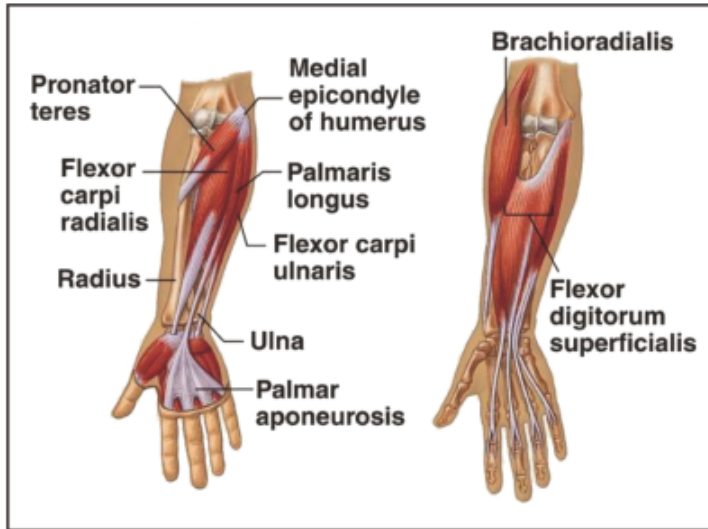
4. Pengukuran Signal EMG

Sebuah signal EMG berasal dari beberapa unit motor dan didefinisikan sebagai jumlah dari semua MUAP ditambah *noise* dan *artefacts*. Ada beberapa tipe elektrode yang digunakan untuk mengukur signal EMG, yaitu *needle electrodes*, *fine-wire electrodes*, dan *surface electrodes*. Untuk keperluan aplikasi ergonomi maka elektrode yang sering digunakan adalah *surface electrodes*. Hal ini dikarenakan *surface electrodes* mudah pemasangannya juga tidak terlalu mengganggu aktivitas dari orang yang diteliti.

2.3 Struktur Otot Lengan Bawah

Rangka manusia disusun oleh kumpulan sel-sel otot yang memiliki panjang rata-rata 10 cm, berdiameter 10-100 μm , dan memiliki banyak inti sehingga termasuk fusi dari rumpun sel-sel mesodermal. Otot manusia diklasifikasikan menjadi tiga katagori, yaitu otot skelet atau striated yang berhubungan dengan gaya luar, otot jantung, dan otot polos. Otot yang mempengaruhi gerak rangka manusia disebut otot lurik, dimana memiliki sifat tidak sadar dan tidak teratur karena aktifitasnya bergantung pada kehendak pelaku. Prinsip kerja otot lurik atau otot gerak secara garis besar sama dengan otot jantung, perbedaannya pada otot gerak tidak memiliki sifat otomatisitas dimana pemicu rangsangan berasal dari otak

kemudian disalurkan melalui syaraf.



Gambar 2.3: Otot penyusun lengan bawah[17]

Dimensi tubuh dibagi menjadi 2 bagian, yaitu bagian atas (*upper extremity*) dan bagian bawah (*lower extremity*). Otot-otot *upper extremity* adalah otot yang menempel pada skapula ke dada dan berpengaruh terhadap Bergeraknya lengan bawah, pergelangan tangan, dan tangan. Bagian tubuh yang termasuk *upper extremity*, yaitu kepala, tangan, lengan atas, lengan bawah, bahu, *aksilla*, *regio pectoral*, *skapula*. Otot yang menggerakkan lengan bawah terletak disepanjang humerus, meliputi: *brachii triceps*, *brachii biceps*, *brakialis* dan *brakioradialis*.

Terdapat lebih dari 20 otot yang menyebabkan sebagian besar pergelangan, tangan, dan gerakan jari terletak disepanjang lengan bawah. Dibawah ini merupakan otot-otot penyusun lengan bawah:

1. Kompartemen dangkal (*Superficial Compartment*)

Lapisan *Superficial* dari lengan posterior berisi tujuh otot yang berasal dari tendon umum epikondilus lateral. Empat dari

otot-otot tersebut adalah *ekstensor karpi radialis brevis*, *ekstensor digitorum*, *extensor carpi ulnaris*, dan *ekstensor digiti minimi*. Sedangkan otot-otot dangkal di *compartement anterior* adalah *flexor carpi ulnaris*, *palmaris longus*, *fleksor carpi radialis* dan *pronator teres*. Semua berasal dari *tendon epikondilus medial humerus*.

2. Kompartemen Menengah (*Intermediate Compartment*)

Flexor digitorum superficialis adalah satu-satunya penyusun otot kompartemen tengah, digolongkan sebagai otot dangkal. Otot bagian ini berada di lengan bawah. Median saraf dan arteri ulnaris melewati antara dua pangkal lengan hingga posterior.

3. Kompartemen Dalam/Jauh (*Deep Compartment*)

Terdapat tiga otot di lengan bawah (*forearm*) pada bagian anterior dalam, yaitu *flexor digitorum profundus*, *flexor pollicis longus*, dan *pronator quadratus*.

Kontraksi otot sadar memerlukan stimulan dari sistem saraf pusat otak dan *spinal cord* (yang menghubungkan otak dengan tubuh). Kemudian sistem syaraf tepi (*peripheral nervous system*) yang terdiri dari serabut syaraf (*axon*) bertugas meneruskan impuls dari dan ke sistem syaraf pusat. Ketika potensial aksi timbul, maka akan dilepaskan *neurotransmitter acetylcholine*. Kemudian akan terjadi pengurangan polarisasi (*depolarizes*) antara penerima stimulan *acetylcholine* di dalam membran sel dari serabut otot dan membran serabut otot. Unit-unit motor akan aktif secara berulang-ulang. Kecepatan pelepasan *neurotransmitter acetylcholine* tergantung dari bermacam-macam faktor seperti tingkatan kontraksi, ukuran otot, *axonal damage*. Besar frekuensi pelepasan dari unit-unit motor adalah diantara 5-50 Hz.

2.4 *Myo Armband*

Dalam upaya mengurangi kekurangan-kekurangan EMG sebelumnya, pada tahun 2013 *Thelmic Labs* menciptakan alat bernama *myo Armband*. *Myo Armband* menggabungkan perangkat *wireless* dan sensor EMG. Beberapa kelebihan dari alat ini adalah mudah

digunakan, lebih efektif, jangka waktu pemakaian lama, dan dapat digunakan oleh siapa saja tanpa harus melakukan kalibrasi terlebih dahulu. *Myo Armband* membaca aktivitas listrik otot lengan melalui delapan sensornya. Alat ini dapat digunakan untuk mengontrol objek secara *wireless* atau jarak jauh. *Myo Armband* juga dilengkapi dengan data *Inertial Measurement Unit* (IMU) melalui *accelerometer*, *gyroscope* dan *magnetometer*. Secara *default* *Myo*



Gambar 2.4: *Myo Armband* [15]

Armband mampu mengenali lima gerakan, yaitu menggenggam, geser kiri, geser kanan, meregang, dan *double-tap* yang dapat dimanfaatkan bersamaan dengan data IMU untuk mengontrol aplikasi[15]. *Myo Armband* menyediakan data EMG mentah pada frekuensi 200 Hz, terdiri dari *time stamp* dan *range* nilai tiap sensor -128 hingga 127. *Myo Armband* juga mampu membedakan perbedaan gerakan jari dan arah putaran tangan dengan cara mengukur perbedaan pola impuls listrik yang dihasilkan oleh gerakan tangan menggunakan *inertial sensor*.

2.5 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan suatu pengambilan ciri / *feature* dari suatu bentuk yang nantinya nilai yang didapatkan akan dianalisis untuk proses selanjutnya[9]. Untuk mendapatkan data yang akurat dan konsisten dari setiap sampel, digunakan suatu metode ekstraksi ciri sinyal EMG dengan domain waktu. Metode ekstraksi ciri dalam kawasan waktu (time-domain) yang digunakan pada pemrosesan sinyal EMG ada empat metode, yaitu:

2.5.1 *Integrated EMG* (IEMG)

IEMG merupakan hasil penjumlahan semua nilai *absolute* sinyal EMG pada tiap *channel*[13].

$$IEMG = \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2.1)$$

2.5.2 *Mean Absolute Value* (MAV)

MAV merupakan rata-rata nilai absolut dari amplitudo sinyal EMG dalam sebuah segmen. Dengan diketahui bahwa banyaknya data sinyal merupakan N dan merupakan x_i sinyal EMG[12].

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2.2)$$

2.5.3 *Variance of EMG* (VAR)

VAR merupakan tingkat keragaman nilai data yang digunakan untuk mengukur dan mengetahui seberapa jauh dan bagaimana penyebaran data dalam distribusi data[12].

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (2.3)$$

2.5.4 *Waveform Length (WL)*

WL merupakan ukuran gabungan amplitudo sinyal, frekuensi dan durasi yang menggambarkan kompleksitas sinyal[13].

$$WL = \sum_{i=1}^N |x_{i+1} - x_i| \quad (2.4)$$

2.5.5 *Root Mean Square (RMS)*

RMS merupakan akar dari nilai rata-rata dari suatu fungsi yang dikuadratkan[12].

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_1^2} \quad (2.5)$$

2.6 Teori *Bayes*

Pembelajaran *Bayes* merupakan jenis pembelajaran yang paling praktis untuk banyak permasalahan, dengan cara menghitung nilai probabilitas yang terlihat [10]. Teknik pembelajaran *Bayes* sangat kompetitif jika dibandingkan dengan algoritma pembelajaran lainnya dan dalam banyak kasus nilainya cenderung melebihi yang lain. Algoritma pembelajaran *Bayes* sangat penting, dikarenakan *Bayes* mampu memberikan perspektif yang unik dalam memahami banyak algoritma yang tidak secara langsung menggunakan probabilitas. Teori *Bayes* menyatakan bahwa :

$$P(h|D) = \frac{P(D|h)P(h)}{P(D)} \quad (2.6)$$

Dimana :

$P(h)$: Nilai probabilitas pada data sebelumnya melalui perhitungan hipotesis h .

$P(D)$: Nilai probabilitas pada data sebelumnya dalam kondisi D .

$P(D|h)$: Probabilitas D dengan kemungkinan h .

$P(h|D)$: Probabilitas h dalam kondisi D .

Dalam kasus umum, jika kita memiliki K kelas yang lengkap. $h_i = 1, \dots, K$; $P(D|h_i)$, merupakan probabilitas mendapatkan D sebagai input ketika ia sudah diketahui masuk ke dalam kelas h_i . Nilai $P(D)$ dapat dihilangkan, karena jika nilai probabilitas diurutkan berdasarkan kelas, maka nilai $P(D)$ akan selalu sama. Maka dapat disederhanakan menjadi persamaan sebagai berikut :

$$P(D|h) \propto P(h|C)P(C) \quad (2.7)$$

Selanjutnya tinggal menghitung probabilitas posterior dari kelas h_i yang dapat dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$P(h_i|D) = \frac{P(D|h_i)P(h_i)}{P(D)} = \frac{P(D|h_i)P(h_i)}{\sum_{i=1}^K P(D|h_i)P(h_i)} \quad (2.8)$$

Sehingga untuk memilih hipotesis terbaik diantara beberapa hipotesis yang dihasilkan, hipotesis h_{MAP} dipilih yakni sebuah nilai posterior maksimum (MAP) dan jika nilai $P(h)$ dianggap sama untuk semua hipotesis maka kemungkinan terbesar adalah untuk meminimalkan

malisir nilai hipotesis maksimum yang berkemungkinan.

2.7 Klasifikasi *Naive-Bayes*

Teknik klasifikasi *Naive Bayes* yang juga banyak dikenali sebagai *Bayesian Theorem* sangat cocok digunakan dalam suatu data yang memiliki banyak dimensi *input*[11]. Selain itu, *Naive Bayes* juga mampu menampung data dengan nilai dari suatu variabel yang berubah-ubah baik yang terus menerus atau kategoris. Klasifikasi *Naive Bayes* diambil berdasarkan menyerdakan pendapat bahwa nilai atribut secara bersyarat independen dan diberikan nilai target, seperti *flowchart* yang ditunjukkan pada gambar 2.5. Dalam kata lain, anggapan bahwa yang diberikan ke dalam nilai sebuah target hanya produk dari probabilitas untuk sebuah atribut yang berdiri sendiri :

$$P(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n | v_j) = \operatorname{argmax}_{v_j \in \nu} \prod_i P(a_i | v_j) \quad (2.9)$$

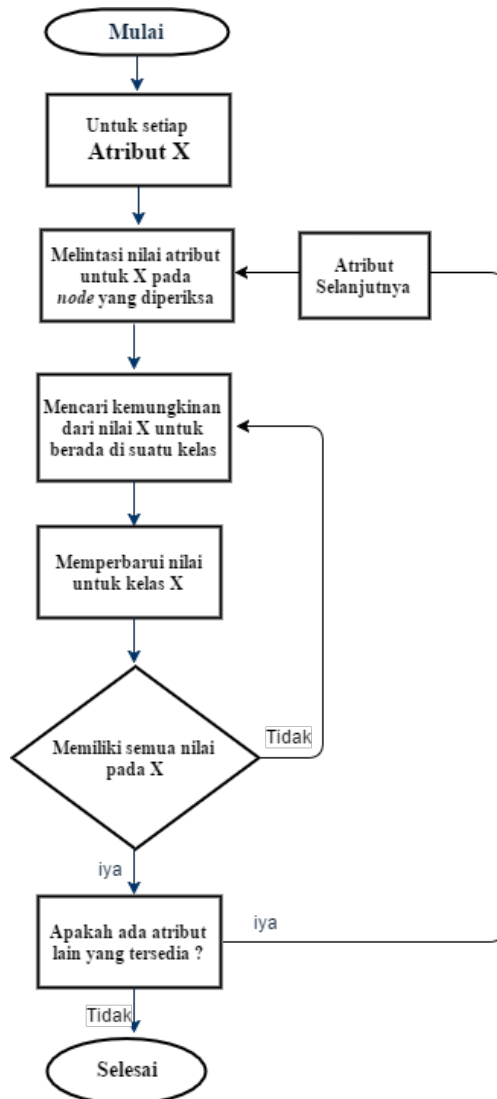
$$v_N B = \operatorname{argmax}_{v_j \in VP(v_j)} \prod_i P(a_i | v_j) \quad (2.10)$$

Dapat diambil kesimpulan bahwa teknik klasifikasi *Naive Bayes* menganggap bahwa nilai beberapa fitur tertentu dalam sebuah kelas tidak memiliki relasi dengan keberadaan fitur lain dalam kelas tersebut di percobaan selanjutnya, karena semua fitur dianggap secara independen berkontribusi dalam probabilitas nilai tertentu dan karena itu teknik klasifikasi ini dinamakan '*Naive*'.

Pada persamaan 2.9 nilai *argmax* (*arguments of the maxima*) mengacu pada *input* atau argumen yang menghasilkan nilai *output* sebesar mungkin. Sehingga untuk mencari nilai probabilitas, dilakukan perhitungan probabilitas yang terbesar. Ada tiga macam tipe *Naive Bayes*, yaitu :

1. Gaussian

Digunakan pada klasifikasi yang berasumsi bahwa nilai-nilai yang ada pada data tersebut sudah tersebar rata berdasarkan teknik Gaussian (*normal distribution*) untuk selanjutnya jenis yang digunakan pada penelitian ini adalah Gaussian.



Gambar 2.5: Flowchart Klasifikasi Naive Bayes

2. Multinomial

Digunakan untuk jumlah data yang bersifat diskrit.

3. Bernoulli

Model binomial ini cocok digunakan jika nilai pada fitur tersebut bersifat biner (0 dan 1).

2.7.1 Algoritma Gaussian pada *Naive Bayes*

Pada penelitian ini digunakan algoritma perhitungan *Gaussian* yang berasumsi bahwa penyebaran data terdistribusi normal (*Gaussian Distribution*). Pertama, dilakukan pembuatan segmen data berdasarkan kelas, kemudian menghitung rata-rata (*mean*) dan nilai variasi (*variance*) perfitur. Dimisalkan nilai *mean* merupakan μ_c dan nilai standar deviasi σ_c sehingga nilai *variance* menjadi σ_c^2 . Standar deviasi atau *variance* dihitung untuk mengetahui keragaman pada suatu kelompok data. Cara menghitung *variance* pada suatu kelas adalah sebagai berikut :

$$\sigma_c^2 = \frac{n \sum_i x_i^2 - (\sum_i x_i)^2}{n(n-1)} \quad (2.11)$$

Keterangan :

σ_c^2 : *Variance*

x_i : Nilai fitur x ke- i

n : Ukuran sampel fitur

Kemudian, hasil dari perhitungan varian tersebut dimasukkan ke rumus perhitungan yang digunakan dalam algoritma *Gaussian*. Seperti yang ditunjukkan pada persamaan 3.2

$$P(x = v|C) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} e^{\frac{-(v-\mu_c)^2}{2\sigma_c^2}} \quad (2.12)$$

Keterangan :

$P(x = v|C)$: Probabilitas kelas C dengan data baru v

σ_c^2 : Nilai *variance* pada kelas C

v : Nilai pada fitur yang dicari kelasnya

μ_c : Nilai rata-rata pada kelas C

Nilai *variance* dapat dihitung dari persamaan 3.1, sedangkan

nilai π dan e memiliki nilai yang mutlak. Setelah melakukan perhitungan tersebut, hasil kali dari $P(x = v|C)$ dicari nilai terbesarnya, maka kelas tersebut yang terpilih.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 3

DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

Penelitian ini dilaksanakan sesuai dengan rancangan desain dan implementasi sistem berikut. Desain sistem merupakan gambaran blok-blok alur atau *flowchart* seluruh proses atau metode yang dikerjakan. Pada subbab implementasi sistem merupakan pelaksanaan atau pengerjaan metode sesuai dengan blok diagram yang berada di subbab desain sistem.

3.1 Desain Sistem

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode klasifikasi sinyal EMG pada gerakan otot lengan bawah menggunakan *Naive Bayes Classifier* untuk mengontrol kecepatan motor listrik. Penggunaan EMG sebagai media kontrol akan lebih presisi dan lebih terukur jika fitur-fitur dari sinyal otot lengan bawah juga terklasifikasi dengan baik. Untuk mencapai tujuan tersebut, tahapan serta proses yang dikerjakan adalah sebagai berikut :

1. Pengumpulan Data Sinyal EMG

Data Sinyal EMG diambil dari perekaman respon otot lengan bawah pada responden orang sehat menggunakan *wireable device* jenis EMG dengan merk *MyoArm Band*.

2. *Pre-Processing*

Row data sinyal EMG dari hasil perekaman akan diproses absolut kemudian di threshold untuk mengenali karakteristik sinyal EMG.

3. Ekstraksi Fitur

Pada proses ekstraksi fitur menggunakan *time domain*, yaitu *Mean Absolute Value*(MAV), *Variance*(VAR), *Integrated EMG*(IEMG), *Waveform Length*(WL).

4. Klasifikasi

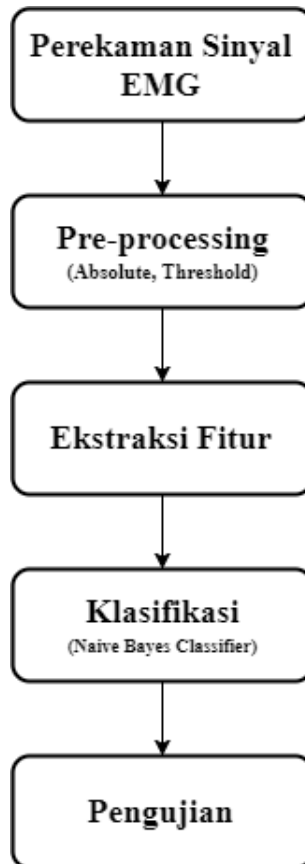
Hasil dari masing-masing ekstraksi fitur berdasarkan *time domain* akan diolah untuk proses klasifikasi gerakan genggam dan gerakan regang menggunakan metode klasifikasi *Naive Bayes Classifier*.

5. Pengujian

Sinyal EMG yang telah melewati proses ekstraksi fitur dan klasifikasi akan dilakukan pengujian akurasi.

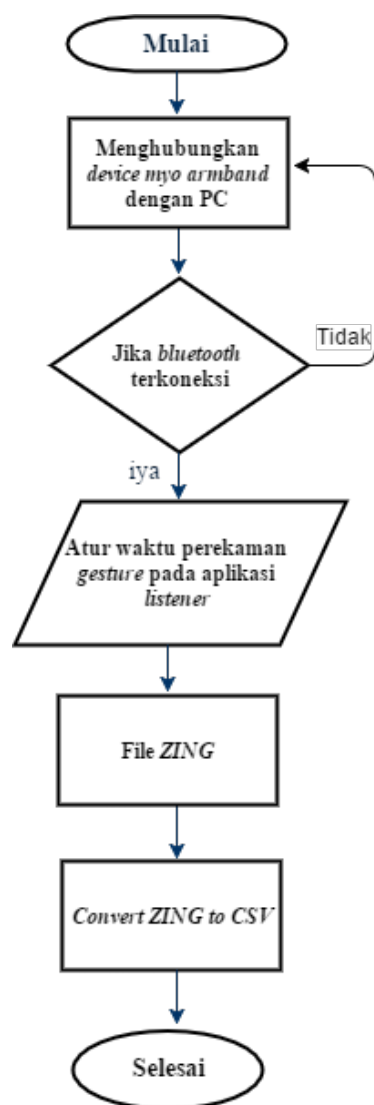
3.2 Alur Kerja Sistem

Diagram blok sistem secara keseluruhan adalah seperti ditunjukkan pada gambar 3.1. Secara garis besar , ada lima proses pada alur kerja penelitian ini.



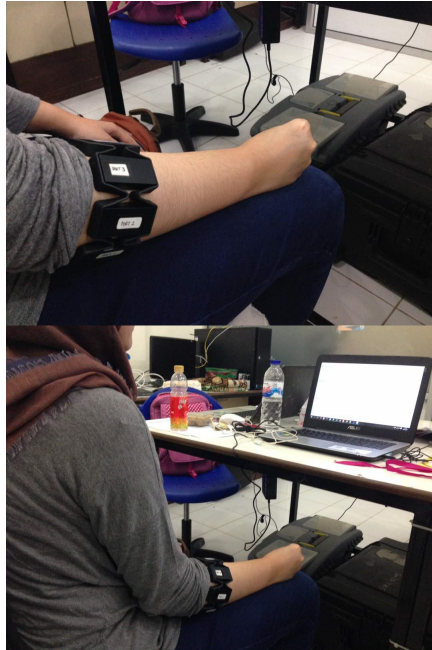
Gambar 3.1: Diagram Blok proses klasifikasi sinyal EMG

3.2.1 Perekaman Sinyal EMG



Gambar 3.2: Flowchart perekaman sinyal EMG

Pengambilan dan perekaman data sinyal EMG dilakukan dengan menggunakan *wireable device* dengan merk *Myo Armband* seperti yang ditunjukkan pada gambar 3.3. Alat perekam sinyal EMG ini memiliki bentuk menyerupai jam tangan dengan delapan lempeng elektroda yang mampu menangkap aktivitas sinyal elektrik dari gerakan otot pergelangan tangan hingga lengan bawah.

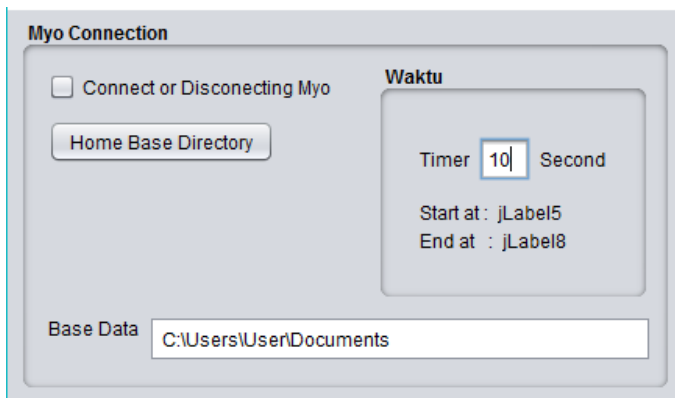


Gambar 3.3: Pengambilan data sinyal EMG menggunakan *device myo armband*

Perekaman sinyal EMG dilakukan dengan cara menghubungkan *device myo armband* dengan komputer melalui *bluetooth*. Pada saat pemasangan alat *Myo ArmBand* pada lengan bawah responden, perlu diperhatikan tata letaknya yang sesuai dengan otot diteliti. Hal ini perlu dilakukan agar mengurangi *noise* sinyal EMG dari otot yang tidak diinginkan. *Thalmic Labs* sudah menyediakan aplikasi konektivitas *Myo ArmBand* dengan komputer seperti yang

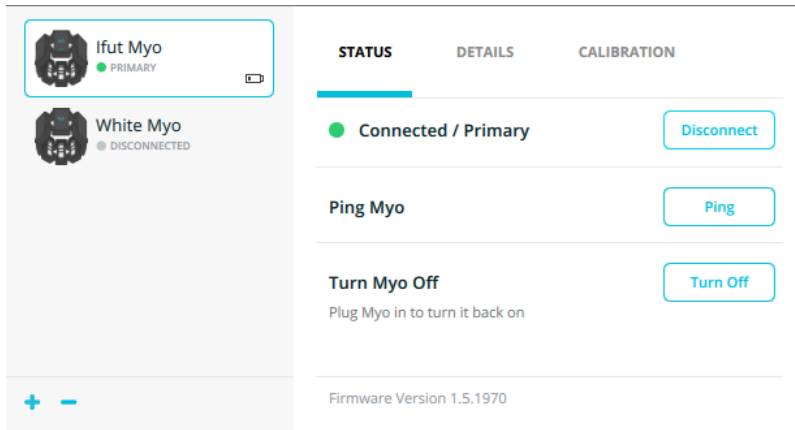
ditunjukkan pada gambar 3.5

Setelah *Myo ArmBand* berhasil *connect*, maka untuk selanjutnya perekaman sinyal EMG menggunakan aplikasi berbasis java seperti pada gambar 3.4. Dalam aplikasi tersebut, peneliti dapat mengatur seberapa lama suatu gerakan direkam dan data hasil rekaman disimpan pada direktori yang diinginkan. Data sinyal EMG berupa file dengan format (.ZING) yang berisi barisan angka dengan keterangan waktu pengambilan setiap data. Angka-angka pada file tersebut memuat nilai untuk masing-masing channel 1 hingga channel 8 secara berurutan. Dari file dengan format (.ZING) kemudian di konversi ke file dengan format *CSV* agar dapat di proses pada tahap selanjutnya yaitu ekstraksi fitur. Seperti yang dijelaskan melalui *flowchart* pada gambar 3.2



Gambar 3.4: Aplikasi perekaman sinyal EMG berbasis *java*

Pada penelitian ini gerakan yang direkam aktivitas ototnya ada 11 gerakan seperti yang ditunjukkan pada gambar 3.6 sampai dengan gambar 3.16, yaitu gerakan *hand close hand open*, jempol keatas, lima jari lurus kedepan (dengan posisi telapak tangan merapat), *wave-right*, kelingking, kelingking-jempol, kelingking-telunjuk, telunjuk, telunjuk-jempol, dan tiga-jari. Data sinyal EMG didapatkan dari 2 orang responden dengan keterbatasan gerak (*stroke*) dan dari 2 responden normal. Masing-masing responden melakukan 10 kali gerakan untuk setiap variasi gerakan selama 5 detik. Data



Gambar 3.5: Tampilan konektivitas *Myo ArmBand manager*

yang diperoleh dari hasil perekaman masih dalam bentuk *raw signal*.



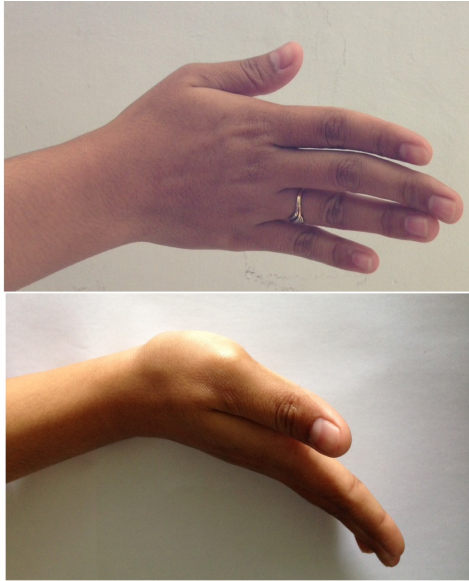
Gambar 3.6: Contoh gerakan *hand-close*



Gambar 3.7: Contoh gerakan *hand-open*



Gambar 3.8: Contoh gerakan lima jari lurus kedepan



Gambar 3.9: Contoh gerakan *wave-right*



Gambar 3.10: Contoh gerakan jempol keatas



Gambar 3.11: Contoh gerakan kelingking



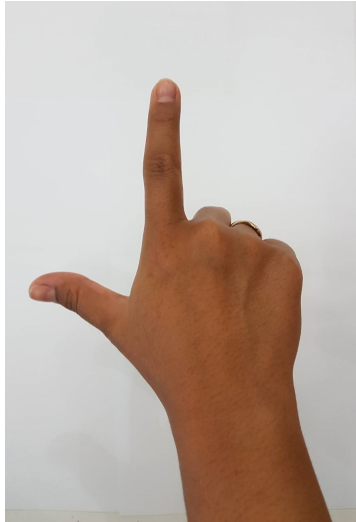
Gambar 3.12: Contoh gerakan kelingking-jempol



Gambar 3.13: Contoh gerakan kelingking-telunjuk



Gambar 3.14: Contoh gerakan telunjuk



Gambar 3.15: Contoh gerakan telunjuk-jempol



Gambar 3.16: Contoh gerakan tiga-jari

3.2.2 Pre-Processing

Hasil perekaman data sinyal EMG masih berupa *raw signal* yang mengandung nilai positif dan negatif. Oleh karena itu, nilai-nilai negatif di absolutkan agar jangkauan pembacaan data tidak terlalu lebar. Selain itu, pada persamaan matematika metode ekstraksi fitur *time-domain* menggunakan nilai yang sudah dimutlakkan.

Nilai-nilai negatif yang sudah dimutlakkan kemudian diproses ke tahap selanjutnya, yaitu *thresholding*. Pada proses ini nilai dibawah ambang batas diubah menjadi 0 (nol). Pada penelitian ini menggunakan batas *threshold* sebesar $5\mu V$, maka sinyal yang memiliki nilai dibawah $5\mu V$ diubah menjadi 0. Proses perhitungan nilai absolut dan *threshold* menggunakan algoritma pemrograman *java* seperti dibawah ini:

```
DEKLARASI
procedure dataframe {Membaca file excel}
procedure abs {Mengubah nilai menjadi absolute}
procedure writer {menulis hasil ke dlam bentuk excel}
procedure loc {Mendapatkan nilai dari data frame pada row
               dan column tertentu}

column : {Panjang kolom dari data frame}
sizeRow: int {Besar row dari data frame}

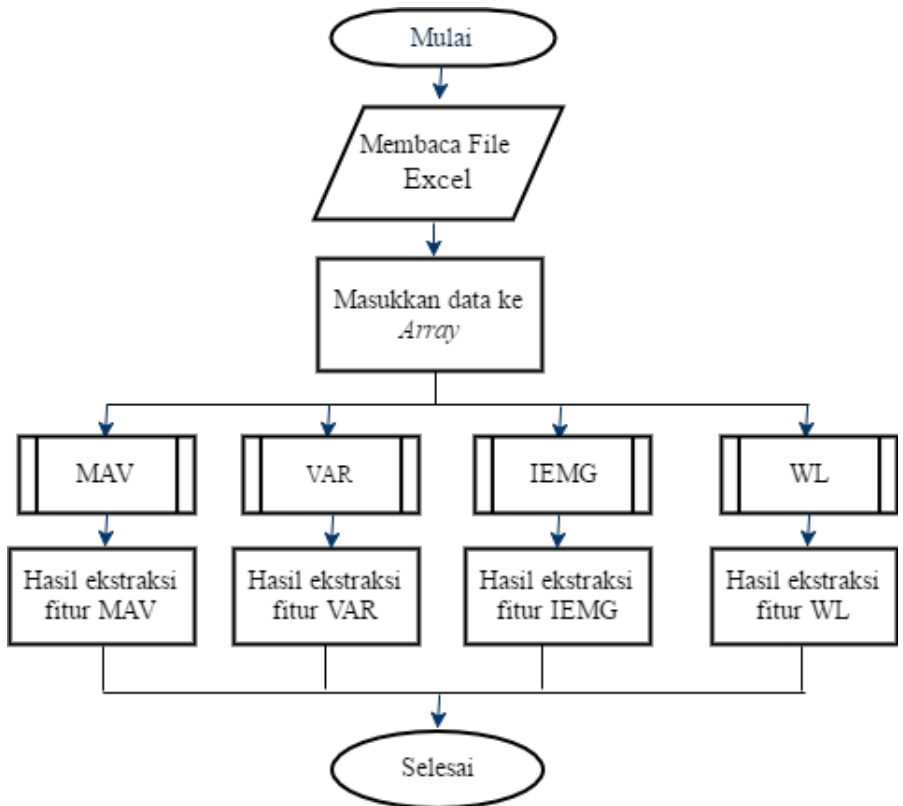
DESKRIPSI
for i:=0 to column do
  for j:=0 to sizeRow do
    if DataFrame.loc[i,j] <= 0 :
      DataFrame.loc[i,j]=0
      writer (DataFrame)
    endif
  endfor
endfor
```

Kode 3.1: *Pre-processing data* sinyal EMG untuk mengubah nilai menjadi *absolute* dan di *threshold*

3.2.3 Ekstraksi Fitur

Hasil sinyal EMG yang telah melewati tahapan *pre-processing*, harus diubah terlebih dahulu dari format (.ZING) menjadi format

excel, sehingga bisa dilanjutkan pada proses selanjutnya yaitu ekstraksi fitur.



Gambar 3.17: Algoritma ekstraksi fitur pada sinyal EMG

Fitur yang digunakan adalah MAV, IEMG, WL, dan VAR. Untuk mencari nilai MAV dilakukan tiap-tiap kolom dataframe dengan menjumlahkan nilai sinyal dari baris pertama sampai dengan baris terakhir kemudian dibagi dengan N (jumlah data pada baris tersebut). Selanjutnya adalah mencari nilai fitur varian (VAR) dapat dihitung dengan memanfaatkan nilai yang sudah didapat sebelumnya, yaitu nilai MAV dikuadratkan kemudian dibagi dengan $N - 1$ (jumlah data sebelumnya). Nilai fitur IEMG dapat dihitung dengan

Tabel 3.1: Contoh tabel pada ekstraksi fitur sinyal EMG

Ekstraksi Fitur	Channel							
	1	2	3	4	5	6	7	8
MAV								
IEMG								
WL								
VAR								

menjumlahkan nilai sinyal dari baris pertama hingga baris terakhir. Nilai fitur selanjutnya adalah WL. Algoritma ekstraksi fitur pada sinyal EMG dapat dilihat pada gambar 3.17.

Keempat fitur tersebut diambil dari setiap channel untuk gerakan *hand close*, *hand open*, jempol keatas, lima jari lurus kedepan (dengan posisi telapak tangan merapat), *wave-right*, kelingking, kelingking-jempol, kelingking-telunjuk, telunjuk, telunjuk-jempol, dan tiga-jari. Seperti yang ditunjukkan pada tabel 3.1. Dari hasil perekaman sinyal yang telah dilakukan pada tahapan pengumpulan data, didapatkan data sinyal EMG sebanyak 400 *file* dengan masing-masing 100 *file* pada setiap subjek. Dalam 100 file terdapat 10 file pada setiap gerakan.

3.2.4 Klasifikasi

Proses klasifikasi pada penelitian ini menggunakan *Gaussian* yang merupakan bagian dari metode *Naive Bayes Classifier*. Fitur-Fitur yang didapatkan dari 400 data dengan rincian 200 data dari responden stroke dan 200 data dari responden normal. Kemudian dikelompokkan berdasarkan *channel* dan gerakannya. Satu gerakan memiliki 4 fitur untuk setiap *channel*-nya. Jadi, terdapat 32 vektor ruang fitur pada setiap gerakan. Seperti yang ditunjukkan pada gambar 3.13

CH 7				CH 8				GERAKAN
MAV	IEMG	WL	VAR	MAV	IEMG	WL	VAR	
31,53659	5172	5138	2348,39	19,67073	3226	3753	999,5488	genggam
35,80899	6374	5518	2765,674	21,38202	3806	4436	1346,865	genggam
28,40331	5141	5070	1940,84	14,38122	2603	2880	804,9282	genggam
33,07487	6185	6654	2300,973	18,2246	3408	4214	867,4492	genggam
38,00781	4865	4366	2900,195	16,75781	2145	2430	812,3047	genggam
32,40491	5282	5506	2116,35	11,34969	1850	2370	399,0245	genggam
31,32	4698	4012	2071,107	7,22	1083	1526	261,6867	genggam
36,79532	6292	6703	2753,702	16,20468	2771	3613	703,848	genggam
29,13846	5682	5598	1830,744	12,31795	2402	3290	534,0974	genggam
36,3388	6650	6494	2406,377	15,31148	2802	3458	703,3825	genggam

CH 3				CH 4				GERAKAN
MAV	IEMG	WL	VAR	MAV	IEMG	WL	VAR	
2759	3944	672,1081	7,821622	1447	2433	282,2595	4,572973	jempol
2909	4023	680,4847	7,545918	1479	2072	308,199	2,97449	jempol
2566	3408	586,7253	7,686813	1399	2253	279,4341	2,917582	jempol
3023	3948	765,7268	8,43299	1636	2508	347,1134	4,773196	jempol
2099	3085	417,4837	7,108696	1308	2078	216,2609	2,913043	jempol
1737	2060	335,0054	6,092391	1121	1868	209,4293	2,396739	jempol
2722	3490	645,0442	7,292818	1320	2024	250,4033	2,254144	jempol
2136	2957	411,9305	9,069519	1696	2768	326,5615	4,181818	jempol
2844	3978	626,2381	14,14815	2674	3606	662,4286	7,306878	jempol
2655	3356	602,4249	9,300518	1795	2142	348,601	4,450777	jempol

Gambar 3.18: Contoh pengelompokan fitur berdasarkan *channel* dan gerakan

Karena klasifikasi pada penelitian ini bersifat *supervised learning*, maka data dari hasil ekstraksi fitur harus dibagi untuk data *testing* dan data *training*. Dari 100 nilai dari masing-masing subjek dibagi untuk 10 gerakan, yaitu 10 nilai untuk *Hand Close*, 10 nilai untuk *Hand Open*, 10 nilai untuk gerakan jempol keatas, 10 nilai untuk gerakan lima jari lurus kedepan (dengan posisi telapak tangan rapat), 10 nilai untuk gerakan *wave-right*, 10 nilai untuk gerakan kelingking, 10 nilai untuk gerakan kelingking-jempol, 10 nilai untuk gerakan kelingking-telunjuk, 10 nilai untuk gerakan telunjuk, 10 nilai untuk gerakan telunjuk-jempol, dan 10 nilai untuk gerakan

tiga-jari . Setelah dibagi untuk masing-masing gerakan, selanjutnya diambil 3 nilai untuk data *testing* dan 7 nilai untuk data *training* pada masing-masing gerakan. Jadi totalnya ada 70 data *testing* dan 30 data *training* untuk masing-masing subjek. Selanjutnya diproses menggunakan algoritma perhitungan *Gaussian* yang berasumsi bahwa penyebaran data terdistribusi normal (*Gaussian Distribution*). Pertama, dilakukan pembuatan segmen data berdasarkan kelas, kemudian menghitung rata-rata (*mean*) dan nilai variasi (*variance*) perfitur. Dimisalkan nilai *mean* merupakan μ_c dan nilai standar deviasi σ_c sehingga nilai *variance* menjadi σ_c^2 . Standar deviasi atau *variance* dihitung untuk mengetahui keragaman pada suatu kelompok data. Cara menghitung *variance* pada suatu kelas dapat dilihat pada persamaan 3.1.

$$\sigma_c^2 = \frac{n \sum_i x_i^2 - (\sum_i x_i)^2}{n(n-1)} \quad (3.1)$$

Keterangan :

σ_c^2 : *Variance*

x_i : Nilai fitur x ke- i

n : Ukuran sampel fitur

Kemudian, hasil dari perhitungan varian tersebut dimasukkan ke rumus perhitungan yang digunakan dalam algoritma *Gaussian*. Seperti yang ditunjukkan pada persamaan 3.2

$$P(x = v|C) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} e^{\frac{-(v-\mu_c)^2}{2\sigma_c^2}} \quad (3.2)$$

Keterangan :

$P(x = v|C)$: Probabilitas kelas C dengan data baru v

σ_c^2 : Nilai *variance* pada kelas C

v : Nilai pada fitur yang dicari kelasnya

μ_c : Nilai rata-rata pada kelas C

Nilai *variance* dapat dihitung dari persamaan 3.1, sedangkan nilai π dan e memiliki nilai yang mutlak. Setelah melakukan perhitungan tersebut, hasil kali dari $P(x = v|C)$ dicari nilai terbesarnya,

maka kelas tersebut yang terpilih.

3.2.5 Pengujian

Pengujian hasil klasifikasi pada percobaan ini dilakukan untuk mengetahui besarnya nilai akurasi yang berdasarkan tabel *confusion matrix*. Data testing yang diujikan dengan data training dilihat hasil kecocokannya. Berapa banyak data yang benar dikenali sesuai dengan label *ground truth* yang diberikan. Pengujian terhadap pencocokan gerakan dari hasil klasifikasi dilakukan dengan menghitung akurasi. Akurasi dihitung dengan persamaan 3.3

$$Akurasi = \frac{jumlahdatacocok}{jumlahseluruhpencocokan} \times 100 \quad (3.3)$$

3.3 Spesifikasi Responden Stroke Yang Diteliti

3.3.1 Responden Stroke Subjek 1



Gambar 3.19: Responden stroke subjek 1

Responden stroke pada subjek 1 berusia 65 tahun berjenis kelamin laki-laki. Jenis stroke yang diderita adalah stroke iskemik.

Subjek 1 mengalami stroke selama kurang lebih 2,5 tahun. Bagian tubuh yang terserang stroke saat ini adalah tangan kanan. Kondisi subjek 1 dalam tahap pemulihan, sehingga subjek 1 sudah dapat berjalan dan berbicara, namun keadaan tangan kanan pada subjek 1 masih sulit untuk digerakkan (masih terkena stroke) . Sehingga pada penelitian ini yang diteliti adalah gerakan-gerakan yang dapat dilakukan oleh tangan kanan subjek 1 (dapat dilihat pada gambar 3.19).

3.3.2 Responden Stroke Subjek 2

Responden stroke pada subjek 2 berusia 64 tahun berjenis kelamin laki-laki. Jenis stroke yang diderita adalah stroke iskemik. Subjek 2 mengalami stroke selama kurang lebih 3 tahun.



Gambar 3.20: Responden stroke subjek 2

Anggota tubuh yang terkena stroke pada subjek 2 adalah seluruh tubuh, sehingga kondisi subjek 2 tidak dapat berjalan (menggunakan kursi roda untuk beraktifitas) seperti yang ditunjukkan pada gambar 3.20. Selain tidak dapat berjalan, subjek 2 juga sulit untuk berbicara. Pada subjek 2 gerakan tangan kanan yang telah diteliti.

BAB 4

PENGUJIAN DAN ANALISA

Pada bab ini dilakukan pengujian pada data rekaman sinyal EMG berdasarkan perencanaan yang telah dibuat pada bab 3. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui tingkat keberhasilan metode *Naive Bayes Classifier* dengan ekstraksi fitur *time-domain*.

4.1 Metode Pengujian

Pengujian terhadap pencocokan gerakan dari hasil klasifikasi dilakukan dengan menghitung akurasi. Akurasi dihitung dengan persamaan 4.1

$$Akurasi = \frac{jumlahdatacocok}{jumlahseluruhpencocokan} \times 100 \quad (4.1)$$

Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan jumlah 400 rekaman sinyal EMG yang diperoleh dari empat responden (dua responden dengan keterbatasan gerak dan dua responden normal). Masing-masing responden melakukan perekaman 11 variasi gerakan, yaitu gerakan *hand close* dan *hand open*, jempol keatas, lima jari lurus kedepan (dengan posisi telapak tangan merapat), *wave-right*, kelingking, kelingking-jempol, kelingking-telunjuk, telunjuk, telunjuk-jempol, dan tiga-jari. Masing-masing variasi gerakan diulangi sebanyak 10 kali .

Pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah pengujian dengan membandingkan tingkat akurasi antara responden dengan keterbatasan gerak dan responden normal, diantaranya adalah:

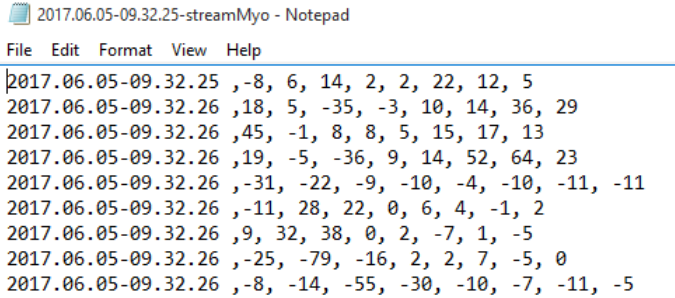
1. Pengujian berdasarkan kondisi responden (stroke dan normal).
2. Pengujian berdasarkan penambahan jumlah variasi gerakan

4.2 Hasil dan Analisa

4.2.1 Perekaman Sinyal EMG

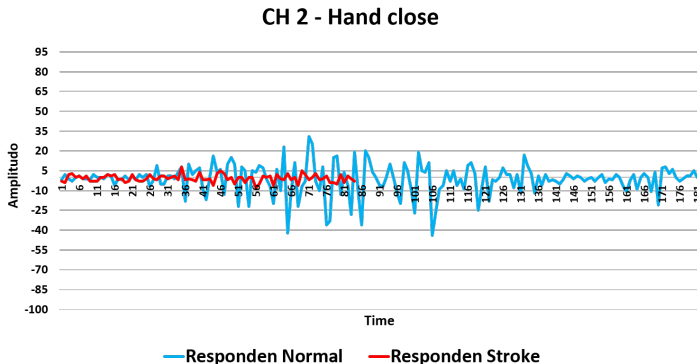
Data yang diperoleh dari hasil perekaman sinyal EMG sebanyak 400 data dengan rincian 200 data dari orang yang memiliki

keterbatasan gerak dan 200 data dari orang normal. Dalam satu file data sinyal EMG memuat nilai masing-masing *channel* (*channel* 1 - *channel* 8) seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.1.



Gambar 4.1: Contoh isi dari file hasil perekaman sinyal EMG

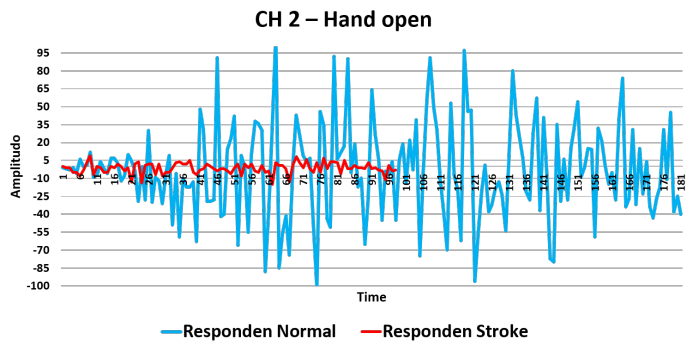
Nilai hasil dari proses perekaman sinyal EMG bervariasi seperti ditunjukkan pada contoh gambar 4.2 sampai dengan 4.6 berupa visual dua dimensi untuk gerakan *hand close*, *hand open*, jempol keatas, kelingking-jempol, dan telunjuk pada orang normal dan orang stroke.



Gambar 4.2: Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan *Hand-Close*

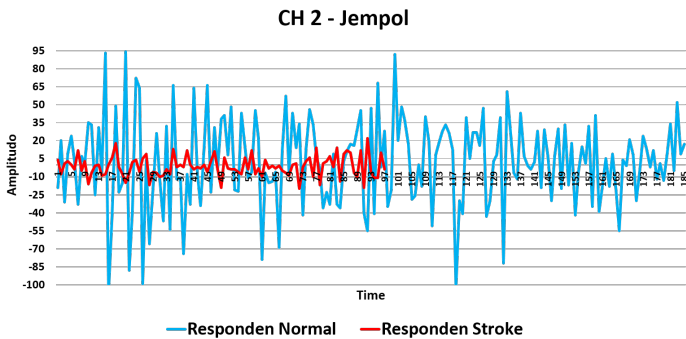
Pada gambar 4.2 yang merupakan gerakan *Hand-close* pada

channel dua dapat dilihat bahwa nilai amplitudo tertinggi pada responden stroke adalah $8 \mu V$ dan nilai amplitud tertinggi pada responden normal adalah $31 \mu V$.



Gambar 4.3: Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan *Hand-Open*

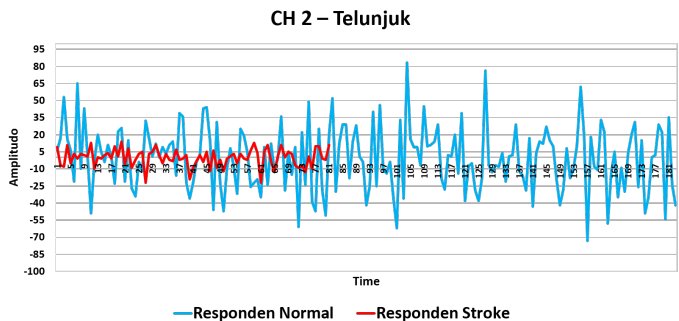
Pada gambar 4.3 yang merupakan gerakan *Hand-open* pada channel dua dapat dilihat bahwa nilai amplitudo tertinggi pada responden stroke adalah $9 \mu V$ dan nilai amplitud tertinggi pada responden normal adalah $97 \mu V$.



Gambar 4.4: Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan jempol

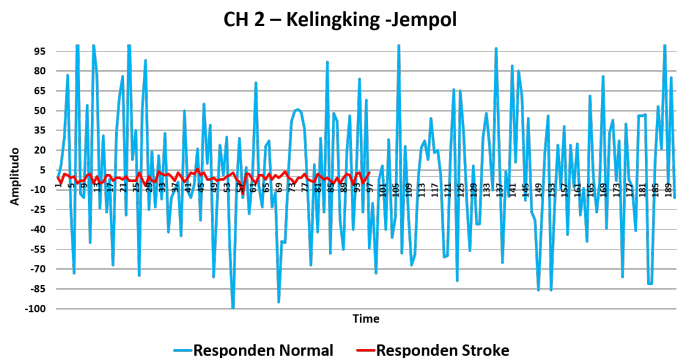
Pada gambar 4.4 yang merupakan gerakan jempol lurus ke

atas pada channel dua dapat dilihat bahwa nilai amplitudo tertinggi pada responden stroke adalah $22\ \mu V$ dan nilai amplitud tertinggi pada responden normal adalah $94\ \mu V$.



Gambar 4.5: Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan telunjuk

Pada gambar 4.5 yang merupakan gerakan telunjuk pada channel dua dapat dilihat bahwa nilai amplitudo tertinggi pada responden stroke adalah $11\ \mu V$ dan nilai amplitud tertinggi pada responden normal adalah $83\ \mu V$.



Gambar 4.6: Perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke pada gerakan kelingking-jempol

Pada gambar 4.5 yang merupakan gerakan kelingking-jempol

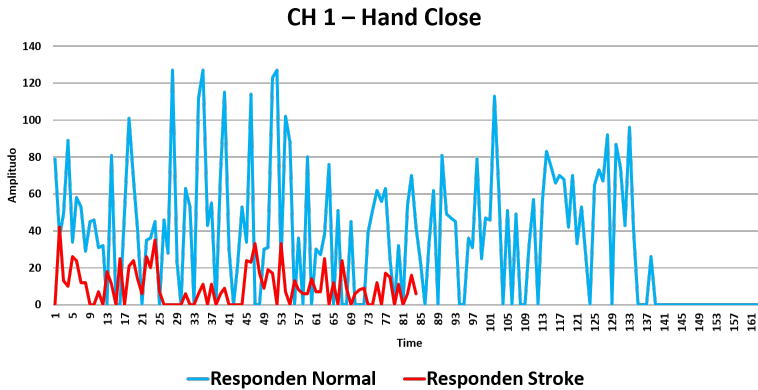
pada channel dua dapat dilihat bahwa nilai amplitudo tertinggi pada responden stroke adalah $13 \mu V$ dan nilai amplitud tertinggi pada responden normal adalah $95 \mu V$.

Jika dibandingkan pola sinyal EMG responden normal dengan responden stroke berdasarkan pada gambar 4.2 sampai dengan 4.6, terlihat sinyal EMG orang normal memiliki nilai amplitudo yang jauh lebih tinggi dibanding penderita stroke. Ini dikarenakan aktivasi otot antara penderita stroke dengan orang normal juga berbeda. Rata-rata sinyal EMG orang normal memiliki nilai amplitudo $50-150 \mu V$ sedangkan pada penderita stroke amplitudo sinyal EMG dibawah $25 \mu V$. Hal ini berhubungan dengan masalah otot-otot *appendikular* pada responden stroke yang dapat melemahkan kontrol tubuh. Kemampuan gerak otot yang menurun menghambat gerakan mereka, sehingga menyebabkan kontraksi otot pada responden stroke tidak dapat maksimal seperti responden normal saat melakukan gerakan-gerakan yang diteliti.

Namun, dalam hal membedakan antara gerakan satu dengan gerakan yang lain tidak dapat dilihat hanya dari karakteristik pola sinyal baik berdasarkan amplitudo maupun frekuensi, karena sinyal EMG merupakan sinyal listrik yang dihasilkan oleh otot. Sehingga bentuk dan pola sinyal yang hampir sama untuk setiap gerakan yang dilakukan. Perbedaan bentuk sinyal pada masing-masing gerakan yang diteliti dapat diamati berdasarkan aktivasi channel yang merekam otot. Timbulnya sinyal EMG akibat dari adanya kontraksi otot saat melakukan suatu gerakan dan otot yang berkontraksi berbeda-beda sesuai dengan gerakan yang dilakukan oleh responden. Aktivasi channel menunjukkan bagaimana kondisi otot pada saat itu. Ketika channel menunjukkan nilai yang dominan tinggi maka otot yang direkam sedang aktif berkontraksi, begitupun sebaliknya.

4.2.2 Pre-Processing

Pada tahap *pre-processing* dilakukan proses *absolute* dan *threshold*. Proses ini tidak merubah atau menghilangkan informasi penting sinyal EMG terkait kontraksi otot . Untuk menentukan besarnya nilai *threshold* dapat dilihat dari karakteristik hasil perekaman sinyal EMG. Sehingga, besarnya nilai *threshold* dapat berbeda-beda tergantung pada karakteristik sinyal EMG setiap responden. Dalam menentukan nilai *threshold* dapat dipertimbangkan dengan melihat rata-rata *peak* dari karakteristik sinyal masing-masing responden.



Gambar 4.7: Contoh perbedaan pola sinyal EMG responden normal dan responden stroke dari hasil *pre-processing* pada *channel 1* gerakan *Hand-close*

Pada penelitian ini untuk sinyal EMG dari hasil perekaman responden stroke dilakukan *threshold* sebesar $5\mu V$, sedangkan pada responden normal dilakukan *threshold* sebesar $20\mu V$. Nilai *threshold* pada kedua jenis responden berbeda, karena karakteristik sinyal EMG pada responden stroke sangat lemah, sehingga jika dilakukan *threshold* sama dengan responden normal, maka sinyal EMG yang mengandung informasi-informasi penting mengenai kontraksi otot pada responden stroke akan hilang. Penentuan nilai *threshold* dapat dihitung/dilihat dari nilai rata-rata *peak* tertinggi pada masing-masing responden.

4.2.3 Ekstraksi Fitur

Pada tahap ini menggunakan menggunakan metode *time-domain* untuk mencari fitur sinyal EMG. Setiap data sinyal dilakukan perhitungan matematika untuk MAV, IEMG, WL, dan VAR untuk semua channel. Sehingga satu data sinyal EMG memiliki 32 nilai fitur seperti pada tabel gambar 4.8. Hasil dari proses ekstraksi fitur kemudian disajikan kedalam diagram tabel distribusi dimana tujuannya untuk melihat persebaran nilai fitur pada setiap channel. (Hasil ekstraksi fitur dan diagram distribusi dapat dilihat pada lembar lampiran)

CH 7				CH 8				GERAKAN
MAV	IEMG	WL	VAR	MAV	IEMG	WL	VAR	
31,53659	5172	5138	2348,39	19,67073	3226	3753	999,5488	genggam
35,80899	6374	5518	2765,674	21,38202	3806	4436	1346,865	genggam
28,40331	5141	5070	1940,84	14,38122	2603	2880	804,9282	genggam
33,07487	6185	6654	2300,973	18,2246	3408	4214	867,4492	genggam
38,00781	4865	4366	2900,195	16,75781	2145	2430	812,3047	genggam
32,40491	5282	5506	2116,35	11,34969	1850	2370	399,0245	genggam
31,32	4698	4012	2071,107	7,22	1083	1526	261,6867	genggam
36,79532	6292	6703	2753,702	16,20468	2771	3613	703,848	genggam
29,13846	5682	5598	1830,744	12,31795	2402	3290	534,0974	genggam
36,3388	6650	6494	2406,377	15,31148	2802	3458	703,3825	genggam

CH 3				CH 4				GERAKAN
MAV	IEMG	WL	VAR	MAV	IEMG	WL	VAR	
2759	3944	672,1081	7,821622	1447	2433	282,2595	4,572973	jempol
2909	4023	680,4847	7,545918	1479	2072	308,199	2,97449	jempol
2566	3408	586,7253	7,686813	1399	2253	279,4341	2,917582	jempol
3023	3948	765,7268	8,43299	1636	2508	347,1134	4,773196	jempol
2099	3085	417,4837	7,108696	1308	2078	216,2609	2,913043	jempol
1737	2060	335,0054	6,092391	1121	1868	209,4293	2,396739	jempol
2722	3490	645,0442	7,292818	1320	2024	250,4033	2,254144	jempol
2136	2957	411,9305	9,069519	1696	2768	326,5615	4,181818	jempol
2844	3978	626,2381	14,14815	2674	3606	662,4286	7,306878	jempol
2655	3356	602,4249	9,300518	1795	2142	348,601	4,450777	jempol

Gambar 4.8: Jumlah tabel nilai ekstraksi fitur pada 8 *channel*

Diagram distribusi menunjukkan histogram persebaran nilai sinyal setiap gerakan pada masing-masing channel dan fitur. Pada setiap gerakan dan setiap responden memiliki nilai fitur yang bervariasi, ini menunjukkan bahwa setiap responden (stroke dan normal)

memiliki aktivasi otot yang berbeda ketika melakukan gerakan yang berbeda pada saat perekaman.

4.3 Klasifikasi dan Hasil Pengujian

4.3.1 Pengujian pada dua gerakan

Pengujian klasifikasi dua gerakan diujikan pada masing-masing subjek. Subjek 1 merupakan responden stroke dengan keadaan masih bisa berjalan (masa pemulihan), namun kondisi tangan kanan masih bisa melakukan gerakan-gerakan yang diujikan walaupun tidak maksimal . Subjek 2 merupakan responden stroke dengan keadaan tidak bisa berjalan dan tidak bisa berbicara , namun kondisi tangan kanan masih bisa melakukan gerakan-gerakan kecil walaupun tidak kondisi ototnya lebih lemah dibandingkan dengan subjek 1. Subjek 3 dan subjek 4 merupakan responden normal dengan keadaan sehat (tidak memiliki kelainan otot). Dua gerakan yang akan diujikan pada masing-masing subjek adalah gerakan *Hand-close* dan *Hand-open*

Tabel 4.1: Hasil pencocokan data testing terhadap *ground truth* pada subjek 1

<i>Ground truth</i>			
Data Testing		<i>Hand-close</i>	<i>Hand-open</i>
	<i>Hand-close</i>	3	0
	<i>Hand-open</i>	0	3

Pada tabel 4.1 adalah hasil dari pencocokan data testing subjek 1 sebanyak enam nilai terhadap *ground truth*. Dapat dilihat hasilnya ada enam kecocokan pada saat dibandingkan dengan acuan dua gerakan pada subjek 1. Sehingga, akurasi kecocokan yang diperoleh adalah 100 %.

Tabel 4.2: Hasil pencocokan data testing terhadap *ground truth* pada subjek 2

<i>Ground truth</i>			
Data Testing		<i>Hand-close</i>	<i>Hand-open</i>
	<i>Hand-close</i>	3	0
	<i>Hand-open</i>	1	2

Pada tabel 4.2 adalah hasil dari pencocokan data testing subjek 2 sebanyak enam nilai terhadap *ground truth*. Dapat dilihat hasilnya ada lima kecocokan dan terdapat satu kesalahan pada saat dibandingkan dengan acuan dua gerakan pada subjek 2. Sehingga, akurasi kecocokan yang diperoleh adalah 83,35 %.

```
data ke0 :Genggam
data ke1 :Genggam
data ke2 :Genggam
data ke3 :Regang
data ke4 :Genggam
data ke5 :Regang
BUILD SUCCESSFUL (total time: 2 seconds)
```

Gambar 4.9: Hasil klasifikasi pada subjek 2

```
Pos_genggam ke 0 :1.9798951031207415E-69
Pos_regang ke 0 :0.0
evidence :1.9798951031207415E-69
Pos_genggam ke 1 :9.069350545690148E-101
Pos_regang ke 1 :0.0
evidence :9.069350545690148E-101
Pos_genggam ke 2 :6.506016462048757E-84
Pos_regang ke 2 :0.0
evidence :6.506016462048757E-84
Pos_genggam ke 3 :1.9211210086446548E-263
Pos_regang ke 3 :1.8867394823525777E-87
evidence :1.8867394823525777E-87
Pos_genggam ke 4 :2.5522973178823518E-204
Pos_regang ke 4 :2.2182351899748853E-206
evidence :2.5744796697821008E-204
Pos_genggam ke 5 :2.8573559638845995E-224
Pos_regang ke 5 :6.1947349518381565E-217
evidence :6.1947352375737525E-217
```

Gambar 4.10: Hasil perhitungan posterior pada data testing subjek 2

Kesalahan dari pencocokan data testing gerakan *hand-open* terdapat pada data ke-4 (seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.9) yang seharusnya di deteksi sebagai *hand-open* pada *ground truth*, tetapi pada hasil klasifikasi terdeteksi sebagai *hand-close*, karena nilai posterior genggam lebih besar daripada nilai posterior pada

regang pada data ke-4 seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.10. Sehingga, yang dideteksi pada saat klasifikasi berlangsung adalah nilai posterior yang lebih besar.

Tabel 4.3: Hasil pencocokan data testing terhadap *ground truth* pada subjek 3

<i>Ground truth</i>			
Data Testing		<i>Hand-close</i>	<i>Hand-open</i>
	<i>Hand-close</i>	3	0
	<i>Hand-open</i>	0	3

Pada tabel 4.3 adalah hasil dari pencocokan data testing subjek 3 sebanyak enam nilai terhadap *ground truth*. Dapat dilihat hasilnya ada enam kecocokan pada saat dibandingkan dengan acuan dua gerakan pada subjek 3. Sehingga, akurasi kecocokan yang diperoleh adalah 100 %.

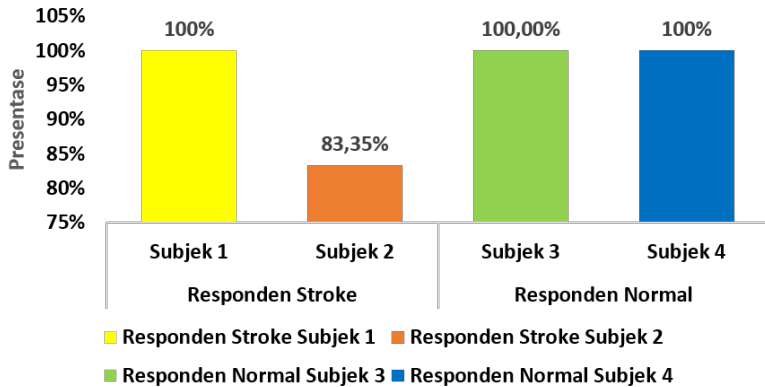
Tabel 4.4: Hasil pencocokan data testing terhadap *ground truth* pada subjek 4

<i>Ground truth</i>			
Data Testing		<i>Hand-close</i>	<i>Hand-open</i>
	<i>Hand-close</i>	3	0
	<i>Hand-open</i>	0	3

Pada tabel 4.4 adalah hasil dari pencocokan data testing subjek 4 sebanyak enam nilai terhadap *ground truth*. Dapat dilihat hasilnya ada enam kecocokan pada saat dibandingkan dengan acuan dua gerakan pada subjek 4. Sehingga, akurasi kecocokan yang diperoleh adalah 100 %.

Gambar 4.11 adalah diagram perbandingan akurasi dari hasil klasifikasi dua gerakan (*hand-close* dan *hand-open*) pada responden stroke dan responden normal. Dapat dilihat bahwa hasil pencocokan dari klasifikasi dua gerakan pada subjek 2 paling rendah jika dibandingkan dengan subjek lainnya. Hal ini dikarenakan pada subjek 2 yang merupakan responden stroke benar-benar kesulitan untuk menggerakkan anggota gerak tubuh, sehingga memiliki aktivasi otot yang sangat lemah.

Perbandingan Hasil Akurasi Dua Gerakan antara Responden Stroke dengan Responden Normal



Gambar 4.11: Presentase hasil akurasi terhadap klasifikasi dua gerakan pada responden stroke dan responden normal.

Pada saat perekaman sinyal EMG dua gerakan yang diujikan tidak dapat dilakukan oleh subjek 2 dengan maksimal. Sedangkan pada subjek 1 adalah responden stroke yang telah menjalani masa pemulihan, sehingga untuk dua gerakan diujikan dapat dilakukan dengan lebih baik daripada subjek 1 walaupun tidak maksimal seperti yang dilakukan oleh responden normal. Pada subjek 3 dan subjek 4 yang merupakan responden normal memiliki nilai akurasi yang sempurna yaitu 100 %. Ini dikarenakan gerakan yang dilakukan yaitu *hand-close* dan *hand-open* sangatlah sederhana, juga terlihat dengan jelas perbedaan hasil ekstraksi fiturnya. Sehingga, pada saat diklasifikasikan dapat terdeteksi sesuai dengan *ground truth*-nya. Di samping itu pada saat perekaman sinyal EMG responden normal mampu melakukan dua gerakan yang diujikan dengan maksimal, karena pada responden normal tidak mengalami kelainan otot.

4.3.2 Pengujian terhadap lima gerakan

Pada pengujian ini, ditambahkan tiga gerakan menjadi lima gerakan yaitu gerakan *Hand-close*, *Hand-open*, jempol keatas, lima jari lurus ke depan (dengan posisi telapak tangan merapat), dan *wave-right*. Pengujian klasifikasi lima gerakan diujikan pada masing-masing subjek. Subjek 1 merupakan responden stroke dengan keadaan masih bisa berjalan (masa pemulihan), namun kondisi tangan kanan masih bisa melakukan gerakan-gerakan yang diujikan walaupun tidak maksimal. Subjek 2 merupakan responden stroke dengan keadaan tidak bisa berjalan dan tidak bisa berbicara, namun kondisi tangan kanan masih bisa melakukan gerakan-gerakan kecil walaupun tidak kondisi ototnya lebih lemah dibandingkan dengan subjek 1. Subjek 3 dan subjek 4 merupakan responden normal dengan keadaan sehat (tidak memiliki kelainan otot).

Pada tabel 4.5 adalah hasil pencocokan data testing subjek 1 sebanyak 15 nilai terhadap *ground truth*. Dapat dilihat hasilnya pada gerakan *hand-close*, jempol keatas, dan lima jari lurus kedepan masing-masing ada tiga kecocokan (data testing pada masing-masing gerakan tersebut cocok semua dengan *ground truth*). Tetapi, pada gerakan *hand-open* hanya dua nilai yang cocok terhadap *ground truth*, kesalahan dari pencocokan data testing gerakan *hand-open* terdapat pada data ke-3 seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.12.

Nilai yang seharusnya di kenali sebagai *hand-open* pada *ground truth*, tetapi pada hasil klasifikasi dikenali sebagai *jempol keatas*. Hal ini dikarenakan nilai posterior gerakan jempol keatas lebih besar dibandingkan dengan gerakan *hand-open* dan gerakan yang lain. Sehingga, pada saat klasifikasi nilai posterior yang paling tinggi yang akan dikenali seperti yang ditampilkan pada gambar 4.13. Gerakan *wave-right* pada tabel 4.5 juga terdapat satu kesalahan gerakan yang tidak dikenali sebagai *wave-right*, tetapi dikenali sebagai *hand-close* yaitu pada data testing ke-14 seperti yang ditunjukkan gambar 4.12. Hal ini dikarenakan nilai posterior gerakan *hand-close* lebih besar dibandingkan dengan gerakan *wave-right* dan gerakan yang lain. Sehingga, pada saat klasifikasi nilai posterior yang paling tinggi yang akan dikenali seperti yang ditampilkan pada gambar 4.16. Jadi kecocokan akurasi yang diperoleh dari hasil klasifikasi lima gerakan pada subjek 1 adalah 86,86 %.

```

data ke0 :Genggam
data ke1 :Genggam
data ke2 :Genggam
data ke3 :Jempol
data ke4 :Regang
data ke5 :Regang
data ke6 :Jempol
data ke7 :Jempol
data ke8 :Jempol
data ke9 :Lurus
data ke10 :Lurus
data ke11 :Lurus
data ke12 :Miring Kanan
data ke13 :Miring Kanan
data ke14 :Genggam
BUILD SUCCESSFUL (total time: 8 seconds)

```

Gambar 4.12: Hasil klasifikasi pada subjek 1.

```

Pos_genggam ke 3 :7.661261883061856E-168
Pos_regang ke 3 :4.6810293966111243E-88
Pos_miringkanan ke 3 :2.5966112915221236E-87
Pos_lurus 3 :0.0
Pos_jempol ke 3 :4.9E-324
evidence :3.064714231183236E-87
_
_
_

```

Gambar 4.13: Hasil perhitungan posterior data testing ke-3 pada subjek 1 .

```

Pos_genggam ke 14 :3.788818139819147E-91
Pos_regang ke 14 :1.5E-323
Pos_miringkanan ke 14 :0.0
Pos_lurus 14 :4.1392555924172865E-179
Pos_jempol ke 14 :1.073865731238126E-114
evidence :3.788818139819147E-91

```

Gambar 4.14: Hasil perhitungan posterior data testing ke-14 pada subjek 1 .

Pada tabel 4.6 adalah hasil pencocokan data testing subjek 2 sebanyak 15 nilai terhadap *ground truth*. Dapat dilihat hasilnya pada gerakan *hand-close* dan jempol keatas masing-masing dikenali sesuai dengan *ground truth*. Pada gerakan *hand-open* hanya satu nilai yang dikenali sesuai dengan *ground-truth*, dua nilai yang la-

```

data ke0 :Genggam
data ke1 :Genggam
data ke2 :Genggam
data ke3 :Regang
data ke4 :Jempol
data ke5 :Miring Kanan
data ke6 :Jempol
data ke7 :Jempol
data ke8 :Jempol
data ke9 :Genggam
data ke10 :Lurus
data ke11 :Lurus
data ke12 :Miring Kanan
data ke13 :Genggam
data ke14 :Miring Kanan
BUILD SUCCESSFUL (total time: 4 seconds)

```

Gambar 4.15: Hasil klasifikasi pada subjek 2 .

```

Pos_genggam ke 4 :1.0209189271529407E-204
Pos_regang ke 4 :8.872940759899542E-207
Pos_miringkanan ke 4 :8.145991402423708E-125
Pos_lurus 4 :2.763121837273843E-197
Pos_jempol ke 4 :3.1037284074014496E-212
evidence :8.145991402423708E-125
Pos_genggam ke 5 :1.1429423855538397E-224
Pos_regang ke 5 :2.477893980735263E-217
Pos_miringkanan ke 5 :0.0
Pos_lurus 5 :6.848926203488071E-199
Pos_jempol ke 5 :6.387820310664107E-187
evidence :6.387820310670956E-187

```

Gambar 4.16: Hasil perhitungan posterior data testing ke-4 dan ke-5 pada subjek 2 .

in pada data ke-4 dikenali sebagai jempol keatas dan pada data ke-5 *wave-right* seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.15. Saat gerakan *hand-open* yang seharusnya dikenali sebagai *hand-open* tetapi justru dikenali sebagai gerakan jempol keatas, dikarenakan saat proses klasifikasi nilai posterior gerakan jempol keatas lebih besar dibandingkan dengan nilai posterior gerakan *hand-open* dan gerakan yang lain. Sama halnya dengan dengan gerakan *hand-open* yang dikenali sebagai *wave-right*, dimana nilai posterior gerakan *wave-right*

lebih besar dibandingkan dengan nilai posterior gerakan *hand-open* dan gerakan yang lain seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.16. Sehingga, akurasi yang diperoleh dari hasil pencocokan data testing lima gerakan terhadap *ground truth* pada subjek 2 adalah 73,34 %.

Tabel 4.5: Hasil pencocokan data testing terhadap *ground truth* pada subjek 1

Ground Truth						
Data Testing		Hand-close	Hand-open	Jempol keatas	Lima Jari lurus kedepan	Wave-right
	Hand-close	3	0	0	0	0
	Hand-open	0	2	1	0	0
	Jempol keatas	0	0	3	0	0
	Lima jari lurus kedepan	0	0	0	3	0
	Wave-right	1	0	0	0	2

Tabel 4.6: Hasil pencocokan data testing terhadap *ground truth* pada subjek 2

Ground Truth						
Data Testing		Hand-close	Hand-open	Jempol keatas	Lima Jari lurus kedepan	Wave-right
	Hand-close	3	0	0	0	0
	Hand-open	0	1	1	0	1
	Jempol keatas	0	0	3	0	0
	Lima jari lurus kedepan	1	0	0	2	0
	Wave-right	1	0	0	0	2

Tabel 4.7: Hasil pencocokan data testing terhadap *ground truth* pada subjek 3

Ground Truth						
Data Testing		Hand-close	Hand-open	Jempol keatas	Lima Jari lurus kedepan	Wave-right
	Hand-close	3	0	0	0	0
	Hand-open	0	3	0	0	0
	Jempol keatas	0	0	3	0	0
	Lima jari lurus kedepan	0	0	0	1	2
	Wave-right	0	0	0	0	3

Tabel 4.8: Hasil pencocokan data testing terhadap *ground truth* pada subjek 4

Ground Truth						
Data Testing		Hand-close	Hand-open	Jempol keatas	Lima Jari lurus kedepan	Wave-right
	Hand-close	3	0	0	0	0
	Hand-open	0	3	0	0	0
	Jempol keatas	0	0	3	0	0
	Lima jari lurus kedepan	0	0	0	3	0
	Wave-right	0	0	0	0	3

Pada tabel 4.7 adalah hasil pencocokan data testing subjek 3 sebanyak 15 nilai terhadap *ground truth*. Dapat dilihat hasilnya hanya terdapat kesalahan pada pengenalan gerakan lima jari lurus kedepan. Hal ini dikarenakan pada data testing ke-10 dan ke-11 yang harusnya dikenali sebagai gerakan lima jari lurus kedepan, tetapi dikenali sebagai gerakan *wave-right* seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.17. Ini dikarenakan nilai posterior pada gerakan *wave-right* (pada data ke-10 dan ke-11) lebih besar dibandingkan dengan nilai posterior gerakan lima jari lurus kedepan dan gerakan lainnya. Sehingga, pada saat klasifikasi nilai posterior yang paling tinggi yang akan dikenali seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.18. Diperoleh akurasi dari hasil klasifikasi lima gerakan pada subjek 3 sebesar 86,66 %.

```
data ke0 :Genggam
data ke1 :Genggam
data ke2 :Genggam
data ke3 :Regang
data ke4 :Regang
data ke5 :Regang
data ke6 :Jempol
data ke7 :Jempol
data ke8 :Jempol
data ke9 :Lurus
data ke10 :Miring Kanan
data ke11 :Miring Kanan
data ke12 :Miring Kanan
data ke13 :Miring Kanan
data ke14 :Miring Kanan
BUILD SUCCESSFUL (total time: 4 seconds)
```

Gambar 4.17: Hasil klasifikasi pada subjek 3 .

Pada tabel 4.8 adalah hasil pencocokan data testing subjek 4 sebanyak 15 nilai terhadap *ground truth*. Dapat dilihat hasil pencocokan dari data testing lima gerakan semua dikenali sesuai dengan *ground truth*. Sehingga, diperoleh akurasi dari hasil klasifikasi lima gerakan pada subjek 4 sebesar 100 %.

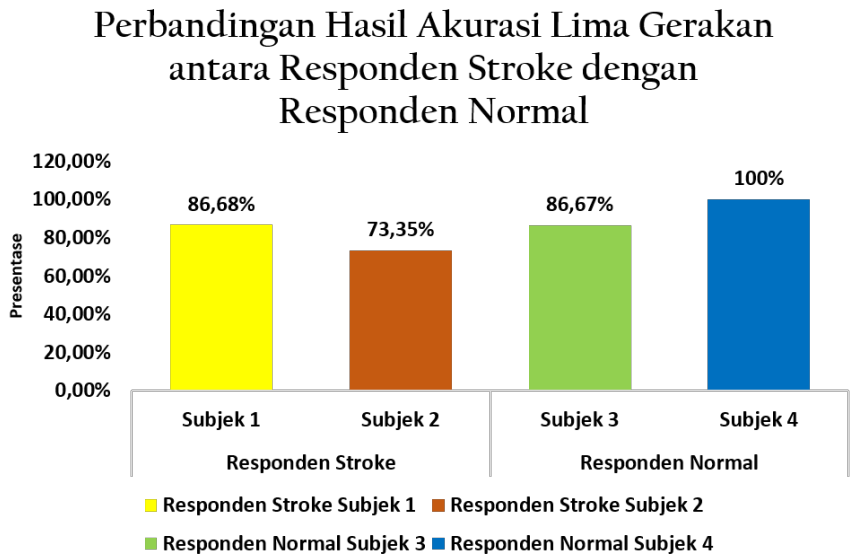
Gambar 4.19 merupakan diagram perbandingan hasil akurasi lima gerakan pada subjek 1, subjek 2, subjek 3 dan subjek 4. Dapat dilihat hasil akurasi subjek 2 yang merupakan responden stroke yang benar-benar kesulitan untuk menggerakkan anggota gerak tu-


```

Pos_genggam ke 10 :1.514859575849101E-109
Pos_regang ke 10 :2.9080637197771294E-200
Pos_miringkanan ke 10 :5.874644301292437E-161
Pos_lurus 10 :5.2841384218754994E-107
Pos_jempol ke 10 :1.1859397954784571E-102
evidence :1.1859927883486335E-102
Pos_genggam ke 11 :3.073449034342741E-109
Pos_regang ke 11 :3.905042983338081E-194
Pos_miringkanan ke 11 :8.231176993221114E-154
Pos_lurus 11 :4.8751731422643525E-119
Pos_jempol ke 11 :5.4673404154669086E-101
evidence :5.467340446201399E-101

```

Gambar 4.18: Hasil perhitungan posterior data testing ke-10 dan ke-11 pada subjek 3 .



Gambar 4.19: Presentase hasil akurasi terhadap klasifikasi lima gerakan pada responden stroke dan responden normal.

buh, sehingga memiliki aktivasi otot yang sangat lemah. Pada saat perekaman sinyal EMG, lima gerakan yang diujikan tidak dapat dilakukan oleh subjek 2 dengan maksimal. Sedangkan pada subjek 1

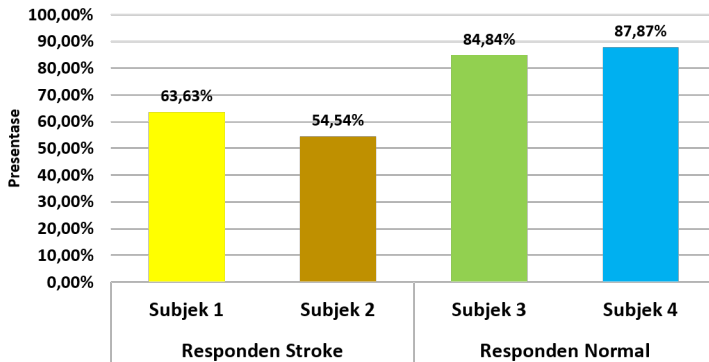
adalah responden stroke yang telah menjalani masa pemulihan, sehingga untuk lima gerakan yang diujikan dapat dilakukan lebih baik daripada subjek 1 walaupun tidak maksimal seperti yang dilakukan oleh responden normal. Pada subjek 3 nilai akurasi hampir sama dengan subjek 1, hal ini dikarenakan saat pengambilan data pada subjek 3 (responden normal) mengalami kelelahan otot saat melakukan gerakan *hand-open* dan *wave-right*. Berdasarkan tabel 4.5 gerakan *hand-open* dan *wave-right* yang direkam pada subjek 4 persentase akurasi menurun jika dibandingkan saat perekaman tiga gerakan lainnya, ini bisa disebabkan karena pada saat melakukan gerakan *hand-open* dan *wave-right* kontraksi ototnya melemah sehingga nilai yang didapat tidak maksimal. Pada subjek 4 yang merupakan responden normal memiliki nilai akurasi yang sempurna yaitu 100 %. Ini dikarenakan pada saat perekaman sinyal EMG subjek 4 mampu melakukan lima gerakan yang diujikan dengan maksimal, karena pada subjek 4 tidak mengalami kelainan/kelelahan otot. Selain itu gerakan-gerakan yang diujikan jika direkam atau dilakukan oleh subjek 4 terlihat jelas perbedaan hasil ekstraksi fiturnya antara gerakan satu dengan gerakan yang lain, sehingga dapat terklasifikasi dengan sempurna. (Hasil ekstraksi fitur bisa dilihat pada lembar lampiran)

4.3.3 Pengujian terhadap 11 gerakan

Pada pengujian ini, ditambahkan enam gerakan menjadi 11 gerakan yaitu gerakan *Hand-close*, *Hand-open*, jempol keatas, lima jari lurus ke depan (dengan posisi telapak tangan merapat), *wave-right*, kelingking, kelingking-jempol, kelingking-telunjuk, telunjuk, dan tiga-jari. Pengujian klasifikasi 11 gerakan diujikan pada masing-masing subjek. Subjek 1 merupakan responden stroke dengan keadaan masih bisa berjalan (masa pemulihan), namun kondisi tangan kanan masih bisa melakukan gerakan-gerakan yang diujikan walaupun tidak maksimal . Subjek 2 merupakan responden stroke dengan keadaan tidak bisa berjalan dan tidak bisa berbicara , namun kondisi tangan kanan masih bisa melakukan gerakan-gerakan kecil walaupun tidak kondisi ototnya lebih lemah dibandingkan dengan subjek 1. Subjek 3 dan subjek 4 merupakan responden normal dengan keadaan sehat (tidak memiliki kelainan otot).

Gambar 4.20 merupakan diagram perbandingan hasil akurasi

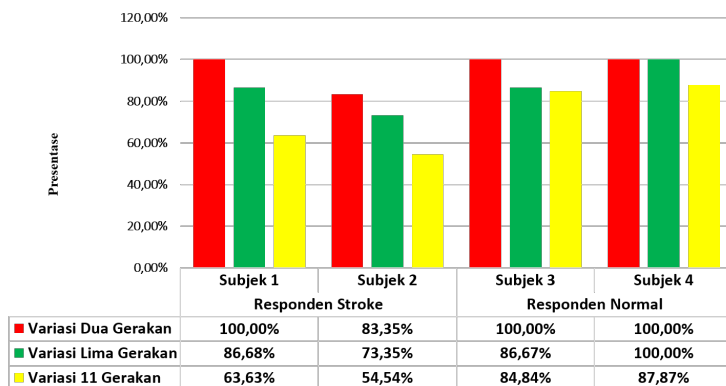
Hasil Akurasi 11 Gerakan pada Responden Stroke dan Responden Normal



Gambar 4.20: Perbandingan hasil akurasi terhadap klasifikasi 11 variasi gerakan pada masing-masing responden.

11 variasi gerakan pada subjek 1, subjek 2, subjek 3 dan subjek 4. Dapat dilihat hasil akurasi subjek 2 yang merupakan responden stroke yang benar-benar kesulitan untuk menggerakkan anggota gerak tubuh, sehingga memiliki aktivasi otot yang sangat lemah. Hasil akurasi tertinggi pada responden stroke diperoleh subjek 1 yaitu 63,63 %, sedangkan hasil akurasi tertinggi yang diperoleh responden normal terdapat pada subjek 4 yaitu 87,87 %. Pada saat perekaman sinyal EMG, 11 gerakan yang diujikan tidak dapat dilakukan oleh subjek 2 dengan maksimal. Sedangkan pada subjek 1 adalah responden stroke yang telah menjalani masa pemulihan, sehingga untuk 11 gerakan yang diujikan dapat dilakukan lebih baik daripada subjek 1 walaupun tidak maksimal seperti yang dilakukan oleh responden normal.

Pada gambar 4.21 merupakan hasil perbandingan akurasi dari pengujian berdasarkan jumlah variasi gerakan. Dapat dilihat bahwa semakin banyak variasi gerakan yang di klasifikasikan, maka hasil akurasinya semakin menurun. Ini dikarenakan semakin banyak kelas, semakin membutuhkan variasi. Sedangkan pada responden stroke kemampuan untuk melakukan gerakan sangat terbatas. Selain itu, nilai amplitudo yang dihasilkan saat perekaman sinyal EMG



Gambar 4.21: Perbandingan hasil akurasi variasi dua gerakan, lima gerakan, dan 11 gerakan pada responden normal dan responden stroke.

pada responden stroke juga sangat rendah yaitu dibawah $25 \mu_V$ jika dibandingkan dengan responden normal yaitu rata-rata diatas $50 \mu_V$. Sehingga hasil akurasi antara responden stroke lebih rendah jika dibandingkan dengan responden normal. Variasi gerakan dan kondisi responden dapat berpengaruh pada hasil akurasi.

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisa dan pembahasan pada bab 4 diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Pada pengujian klasifikasi dua gerakan hasil akurasi tertinggi diperoleh pada subjek 1 dengan nilai akurasi 100 %, subjek 3 dan 4 yang dengan nilai akurasi 100%. Karena subjek 3 dan 4 merupakan responden normal yang tidak memiliki kelainan otot sehingga hasil akurasinya tinggi. Selain itu gerakan yang diklasifikasikan sangat sederhana dan hanya dua jumlahnya.
2. Pada pengujian klasifikasi lima gerakan hasil akurasi tertinggi pada responden stroke diperoleh pada subjek 1 dengan nilai akurasi 86,68 %. Sedangkan pada responden normal diperoleh pada subjek 4 dengan nilai akurasi 100 %.
3. Pada pengujian klasifikasi 11 variasi gerakan, akurasi tertinggi pada responden stroke diperoleh subjek 1 dengan nilai akurasi 63,63 %. Sedangkan pada responden normal diperoleh pada subjek 4 dengan nilai akurasi 87,87 %
4. Variasi gerakan dan kondisi responden mempengaruhi hasil akurasi. Semakin banyak variasi gerakan yang diujikan hasil akurasi semakin menurun.
5. Sinyal EMG bersifat *subject specific*, dimana pada setiap responden memiliki karakteristik sinyal yang berbeda-beda. Orang normal memiliki sinyal dengan nilai amplitudo yang lebih tinggi dibandingkan dengan nilai amplitudo penderita stroke.
6. Berdasarkan hasil pengujian metode *Naive Bayes Classifier* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sinyal EMG pada respon otot lengan bawah pada tangan kanan dengan responden stroke yang menderita stroke jenis iskemik, sehingga pada penelitian selanjutnya metode ini dapat digunakan sebagai media kontrol *electric device* yang dapat disesuaikan dengan kemampuan aktivasi otot pengguna (penderita stroke).

5.2 Saran

1. Penambahan data pada berbagai jenis penderita stroke dengan berbagai kondisi untuk mengetahui sejauh mana sistem ini dapat digunakan pada penderita stroke.
2. Pembuatan sistem berbasis *real-time*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] X. Li; L. Li; H. Shin; S. Li; P. Zhou, "Electrical Impedance Myography for Evaluating Paretic Muscle Changes after Stroke," in IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering , vol.PP, no.99, pp.1-1
- [2] Schattner A. National Stroke Association Guidelines to Prevent Stroke. JAMA. 1999;282(21):1999-2001.
- [3] Pusdatin."Proporsi Penyebab Kematian di Indonesia", Pusat Data dan Informasi Kementerian Republik Indonesia, <http://www.pusdatin.kemkes.go.id/article/view/15080300001/hipertensi-the-silent-killer.html#sthash.wmPRgEEr.dpuf>. (diakses 20 april 2017)
- [4] Academia."Makalah Stroke," https://www.academia.edu/14790409/MAKALAH_STROKE.(diakses 23 April 2017)
- [5] Pratiwi Indah, Purnomo."Feature Extraction," http://alfian-p-pfst10.web.unair.ac.id/artikel_detail-76028-INTELLIGENT%20SYSTEM-figure%20extraction.html.(diakses 20 April 2017)
- [6] Luttmann, A. (1996). , 1996. Physiological basis and concepts of electromyography in: Electromyography in ergonomics. edited by Shrawan Kumar and Anil Mital, Institut fur Arbeitsphysiologie an der Universitat Dortmund. Dortmund: Taulor & Francis Publishersporter.
- [7] Nomiyasari, "Perancangan dan Pembuatan Modul ECG dan EMG Dalam Satu Unit PC, Sub Judul : Pembuatan Rangkaian EMG dan Software EMG pada PC" <URL: <http://repo.pens.ac.id/526/1/1268.pdf>>, Januari, 2011.
- [8] Putra, Alfian Pramudita, "Fiture Extraction" <URL: http://alfian-p-pfst10.web.unair.ac.id/artikel_detail-76028-INTELLIGENT%20SYSTEMfigure%20extraction.html>, Maret, 2013.

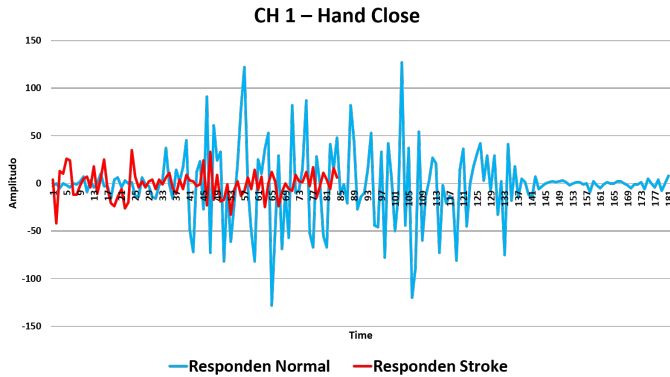
- [9] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, C. Limsakul. 2012. "Feature Reduction and Selection for EMG Signal Classification". Expert Syst. App. 39 (3) 7420 –7431.
- [10] Natalius, Samuel. 2010. "Metoda Naïve Bayes Classifier dan Penggunaanya pada Klasifikasi Dokumen"(online),<URL:<http://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Probstas/2010-2011/Makalah2010/MakalahProbstas2010-017.pdf>>, diakses tanggal 27 Oktober 2016.
- [11] Indriani, Aida(2014). Klasifikasi Data Forum dengan menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. Tarakan. STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati.
- [12] B. Hudgins, P. Parker, and R. N. Scott, "A new strategy for multifunction myoelectric control," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 40, pp. 82{94, Jan 1993.(Dikutip pada halaman 15).
- [13] P.-J. Chen and Y.-C. Du, "Combining independent component and grey relational analysis for the real-time system of hand motion identification using bend sensors and multichannel surface emg," Mathematical Problems in Engineering, vol. 2015, pp. 1{9, October 2014. (Dikutip pada halaman 15)
- [14] E. H. S. D and P. Manimegalai, "Hand gesture recognition based on emg signals using ann," International Journal of Computer Application, vol. 2, pp. 33{34, April 2013. (Dikutip pada halaman 15)
- [15] Myo Armband. "Myo Gesture Control Armband," <https://www.myo.com/arminvanbuuren/>.(diakses 4 mei 2017)
- [16] P. Angkoon, L. Chusak, and P. Pornchai.2009." A Novel Feature Extraction for Robust EMG Pattern Recognition". Journal of Computing. Vol.1, 71-80
- [17] A.Ganiev, H.-S.Shin, and K.-H.Lee,"Study on virtual control of a robotic arm via a myo armband for the selfmanipulation of a

hand amputee,"Int. J. Appl. Eng. Res. Vol.11, no. 2,pp. 775-782,
2016. (Dikutip pada halaman ix, 14,15,40)

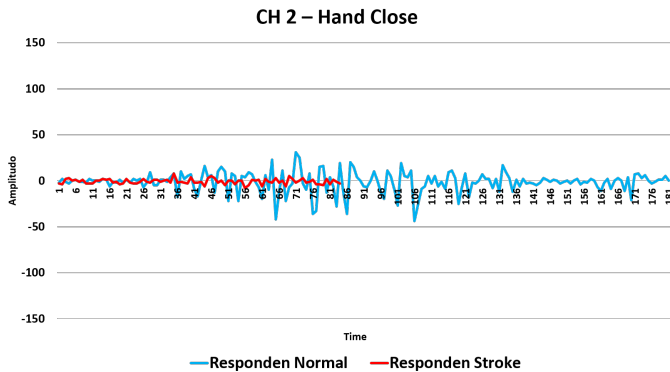
Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN I

Perbedaan karakteristik sinyal EMG antara responden normal dan responden stroke.

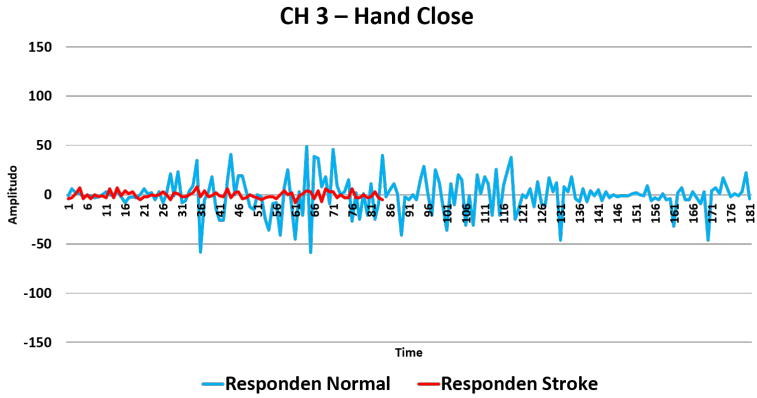


(a) Hand Close - CH 1

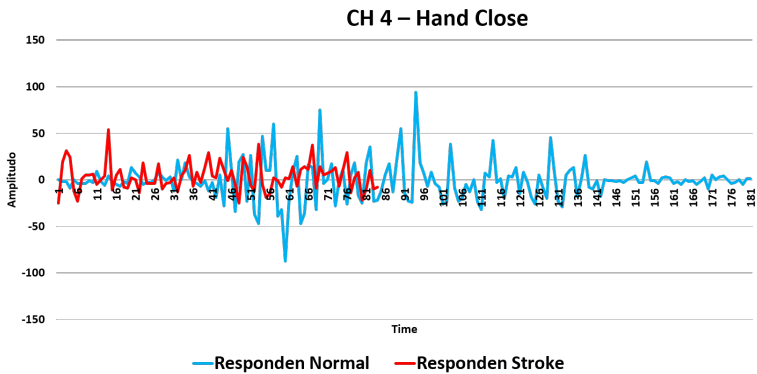


(b) Hand Close - CH 2

Gambar 1: Perbedaan pola sinyal EMG orang normal dan orang stroke pada gerakan *hand-close* pada *channel 1* dan *channel 2*

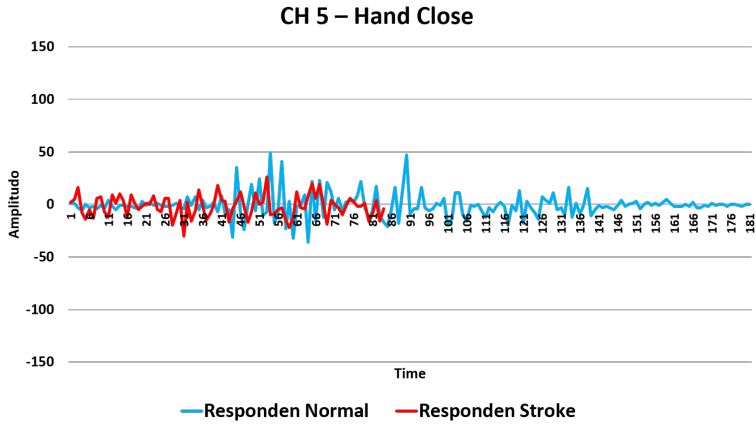


(a) Hand Close - CH 3

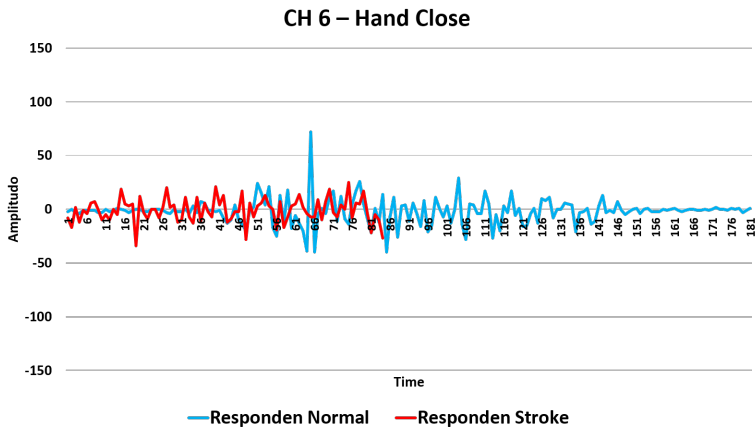


(b) Hand Close - CH 4

Gambar 2: Perbedaan pola sinyal EMG orang normal dan orang stroke pada gerakan *hand-close* pada *channel* 3 dan *channel* 4

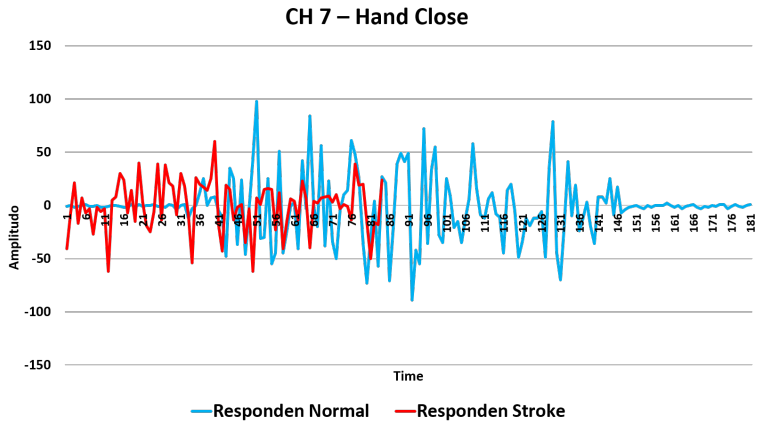


(a) Hand Close - CH 5

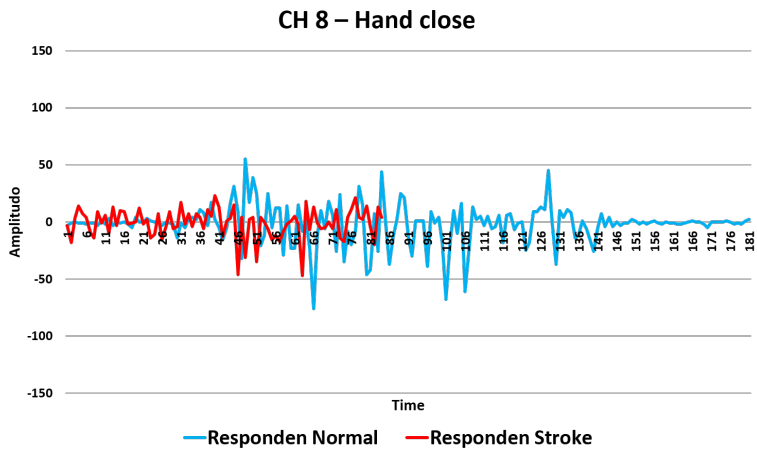


(b) Hand Close - CH 6

Gambar 3: Perbedaan pola sinyal EMG orang normal dan orang stroke pada gerakan *hand-close* pada *channel* 5 dan *channel* 6



(a) Hand Close - CH 7

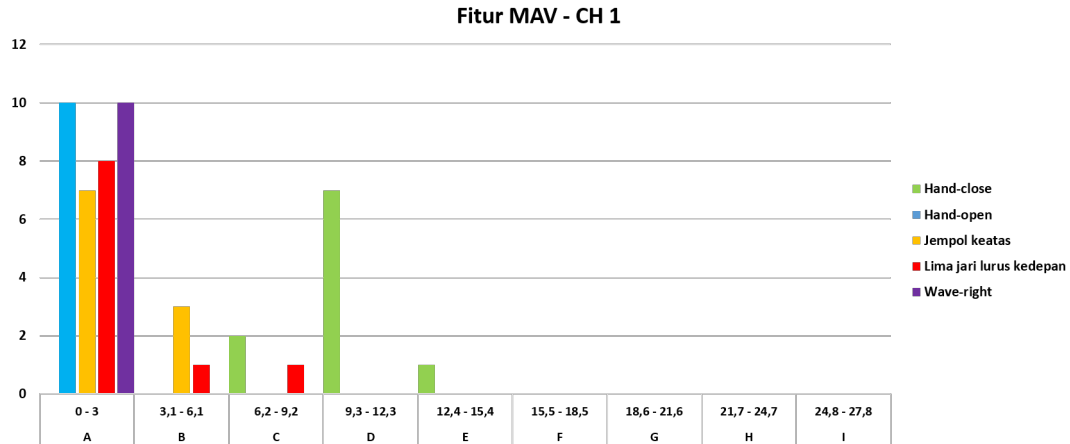


(b) Hand Close - CH 8

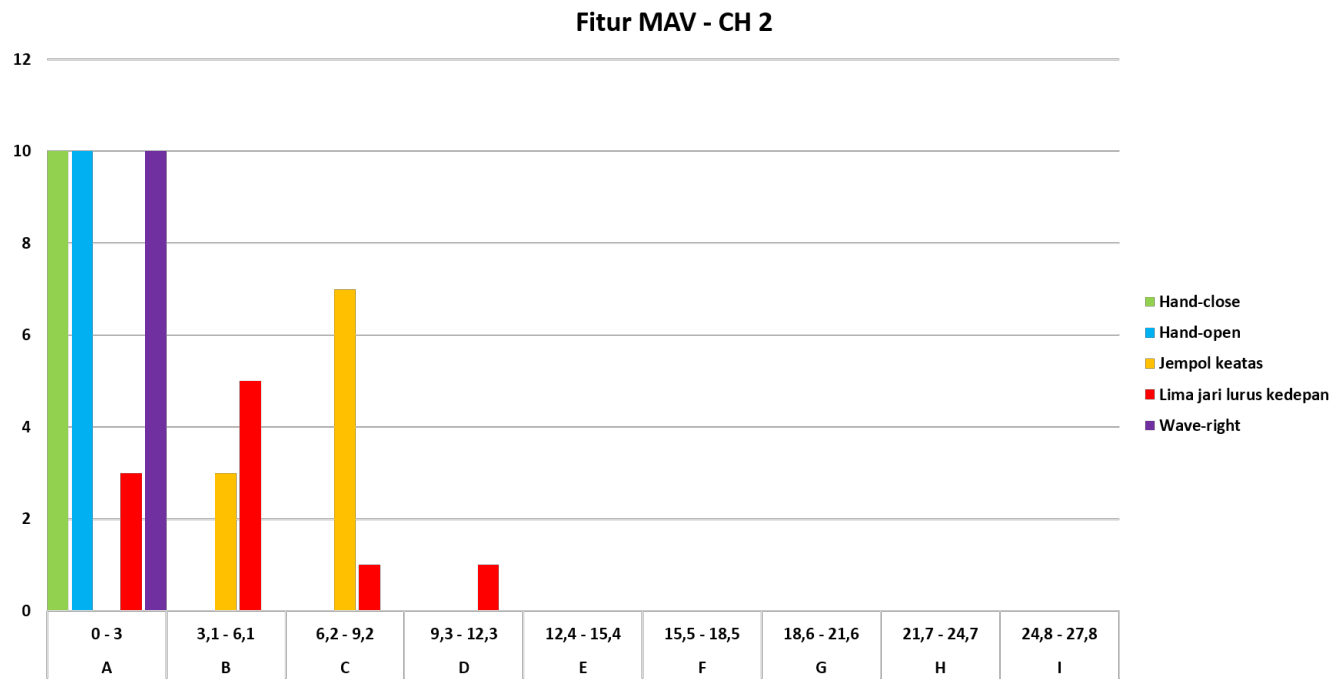
Gambar 4: Perbedaan pola sinyal EMG orang normal dan orang stroke pada gerakan *hand-close* pada *channel 7* dan *channel 8*

LAMPIRAN II

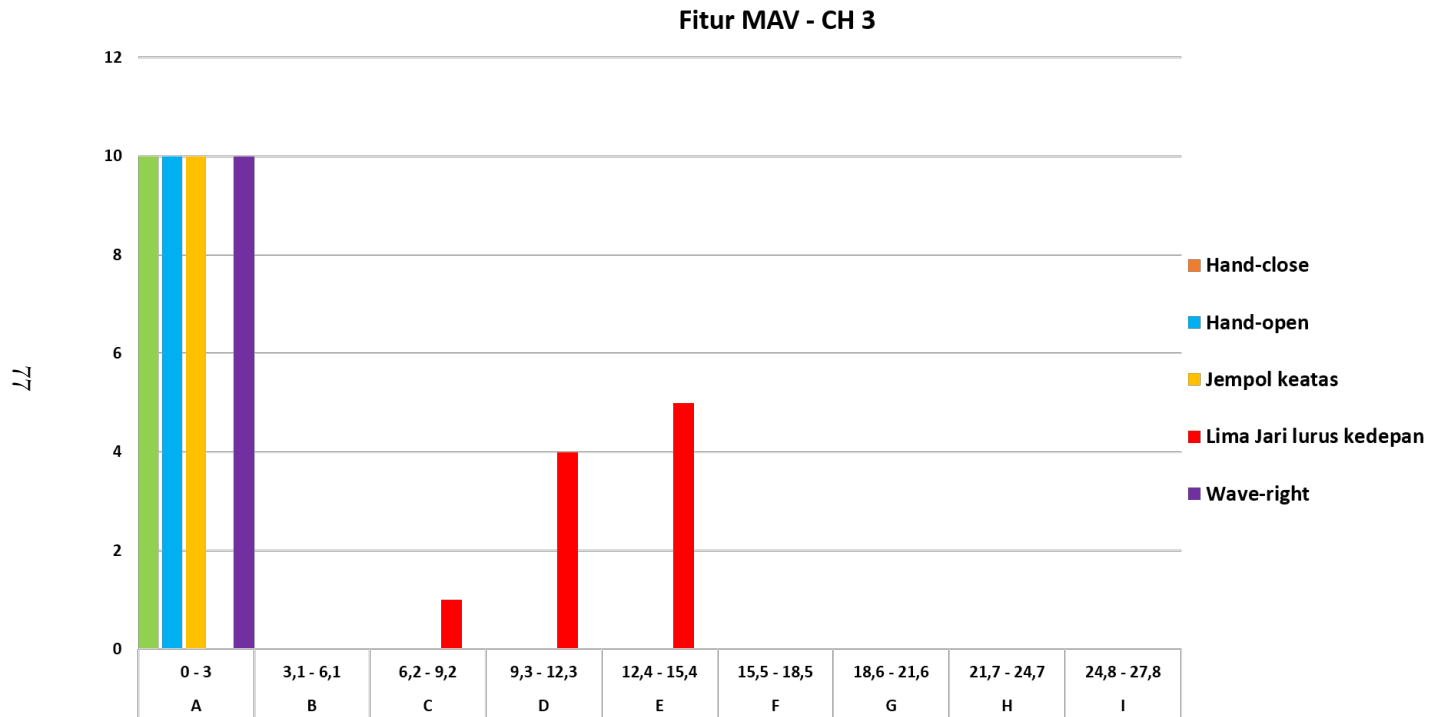
Contoh hasil distribusi fitur MAV dan WL pada 8 *channel* (Lima variasi gerakan)



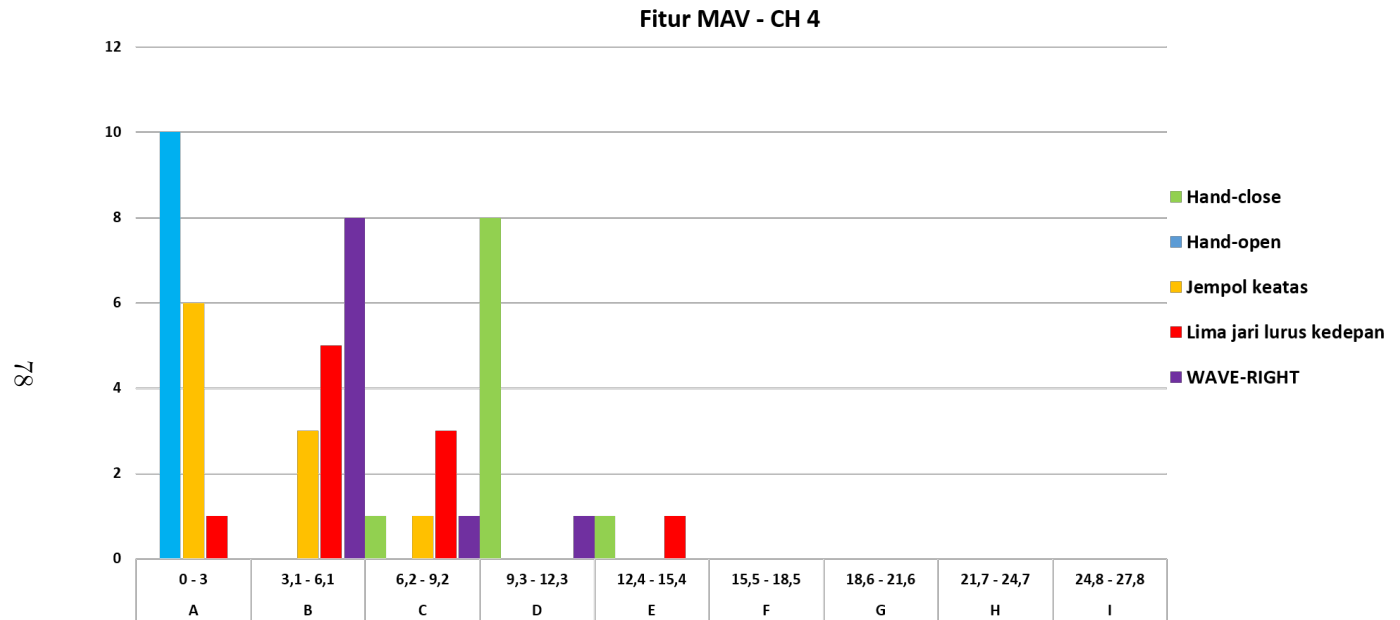
Gambar 5: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 1 terhadap semua gerakan .



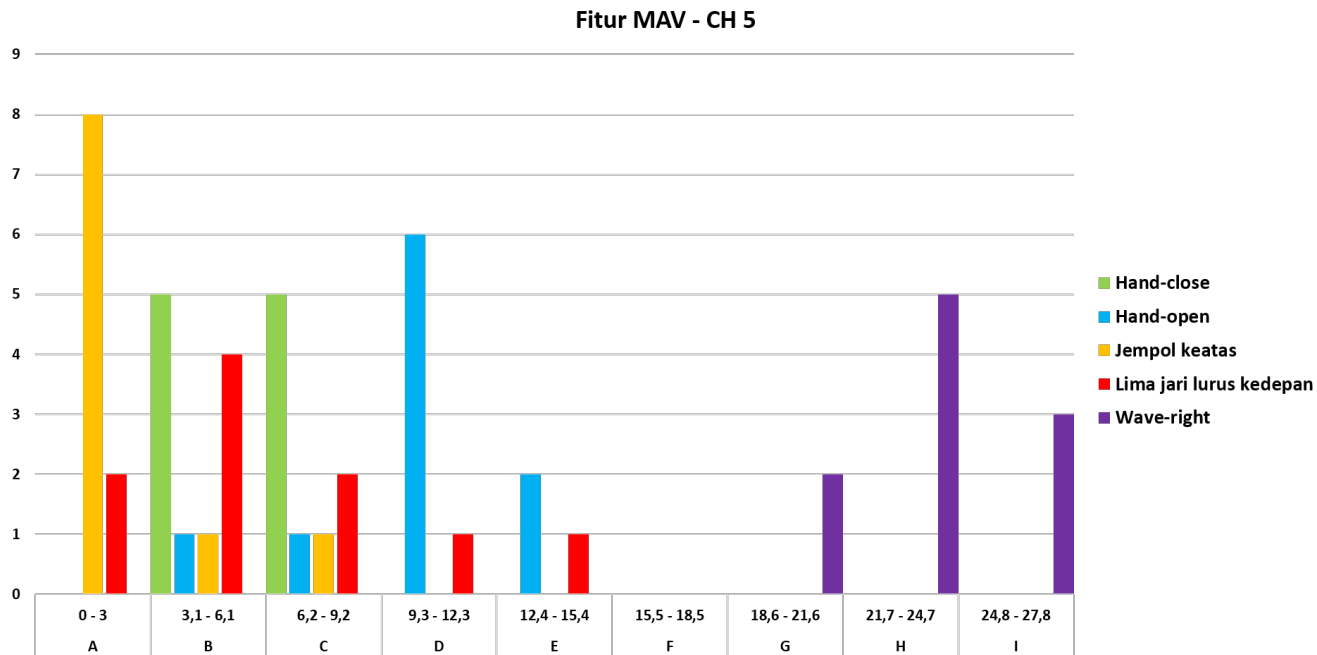
Gambar 6: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 2 terhadap semua gerakan .



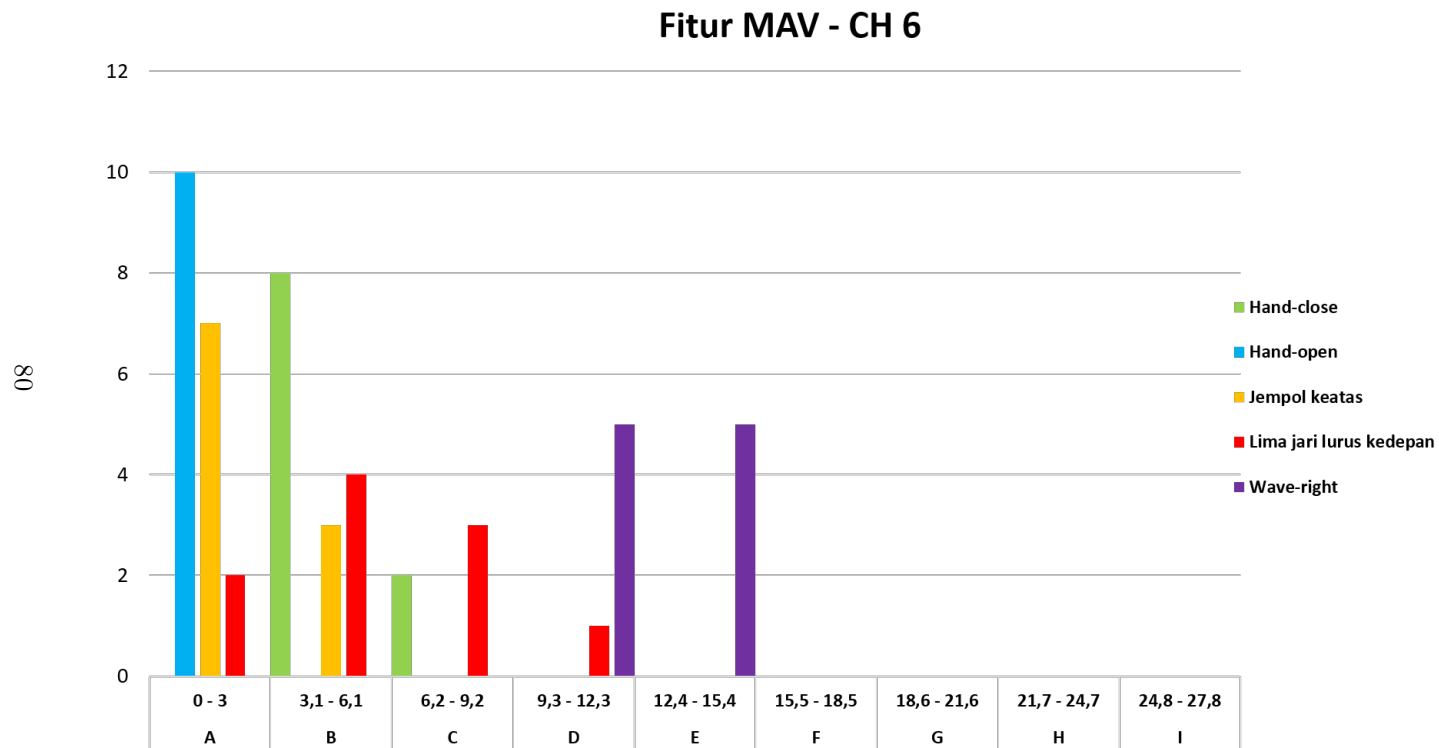
Gambar 7: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 3 terhadap semua gerakan .



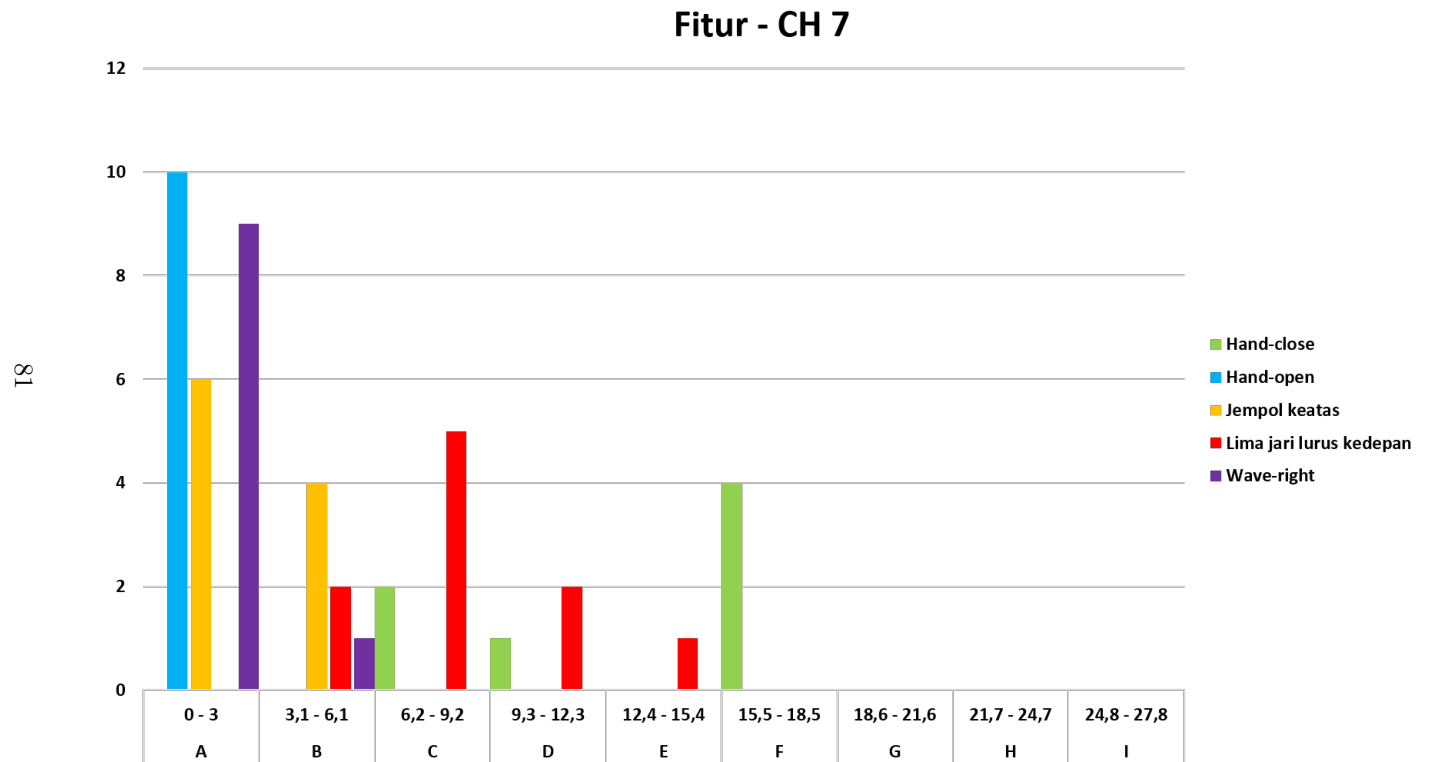
Gambar 8: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 4 terhadap semua gerakan .



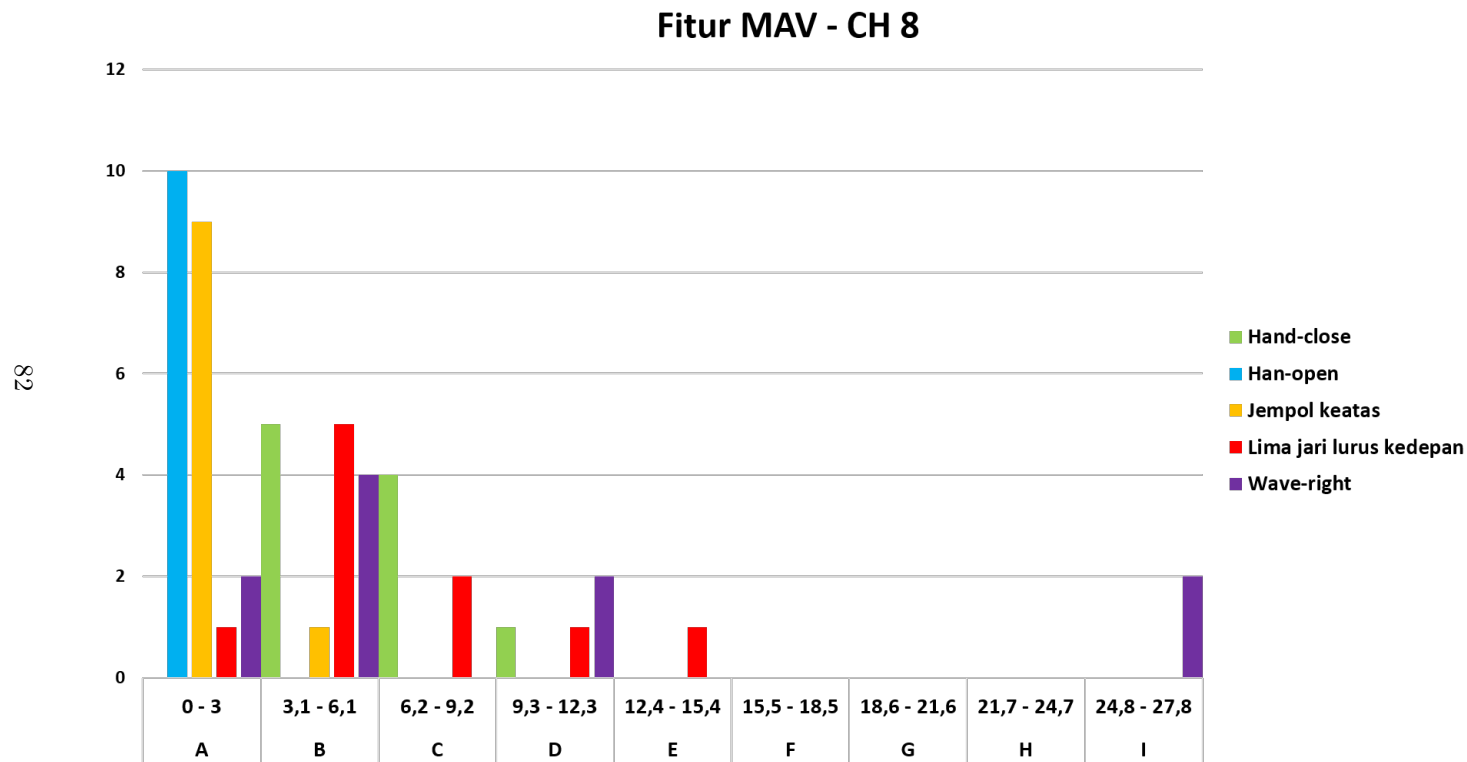
Gambar 9: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 5 terhadap semua gerakan .



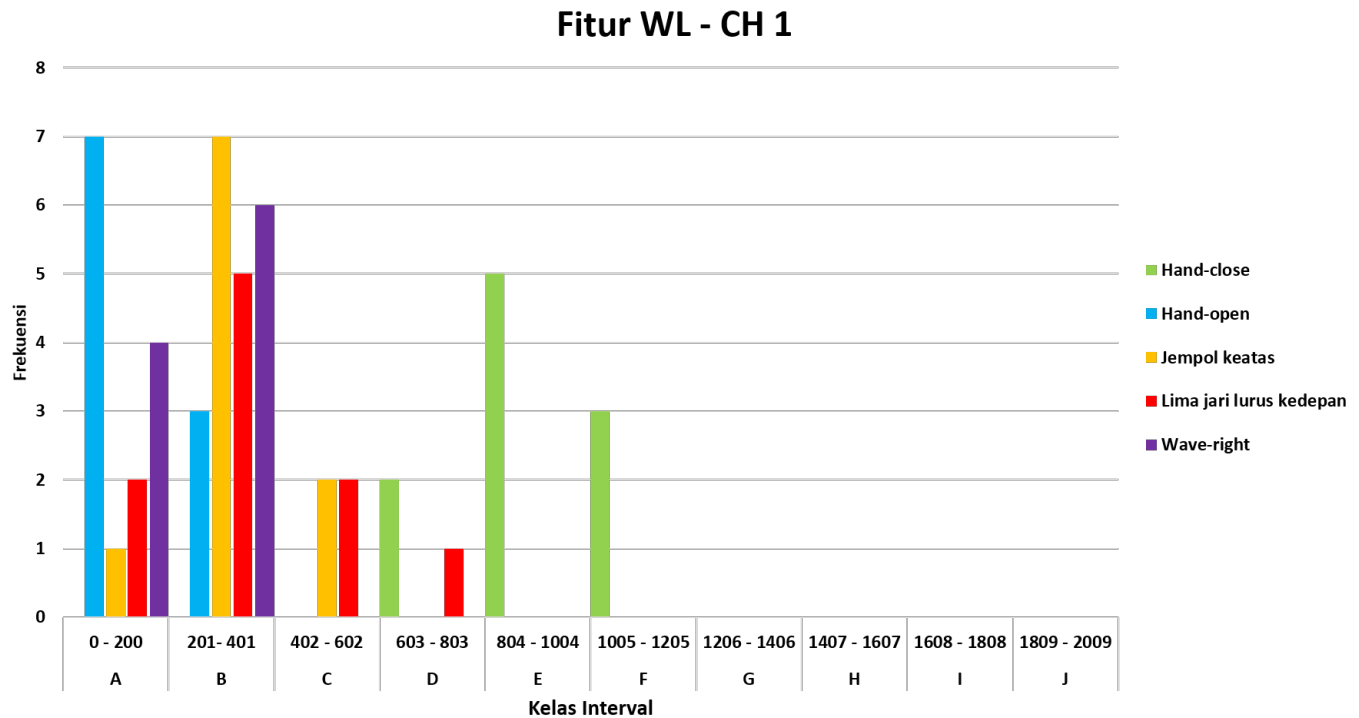
Gambar 10: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 6 terhadap semua gerakan .



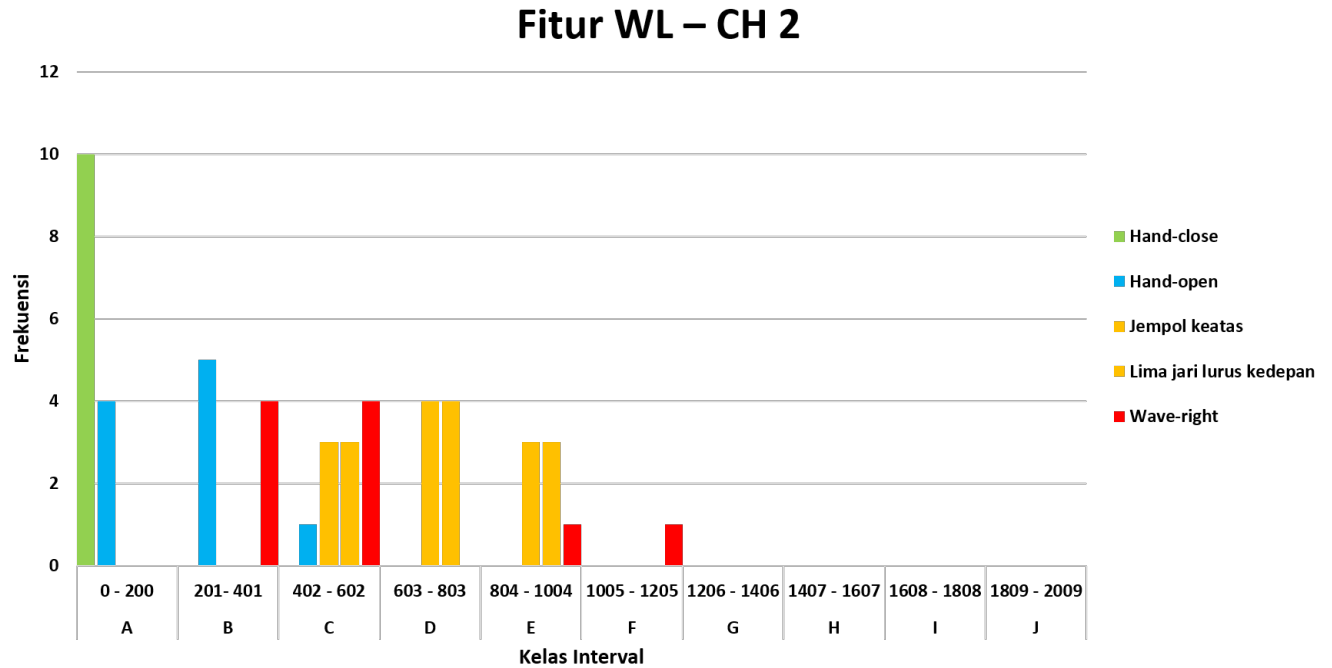
Gambar 11: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 7 terhadap semua gerakan .



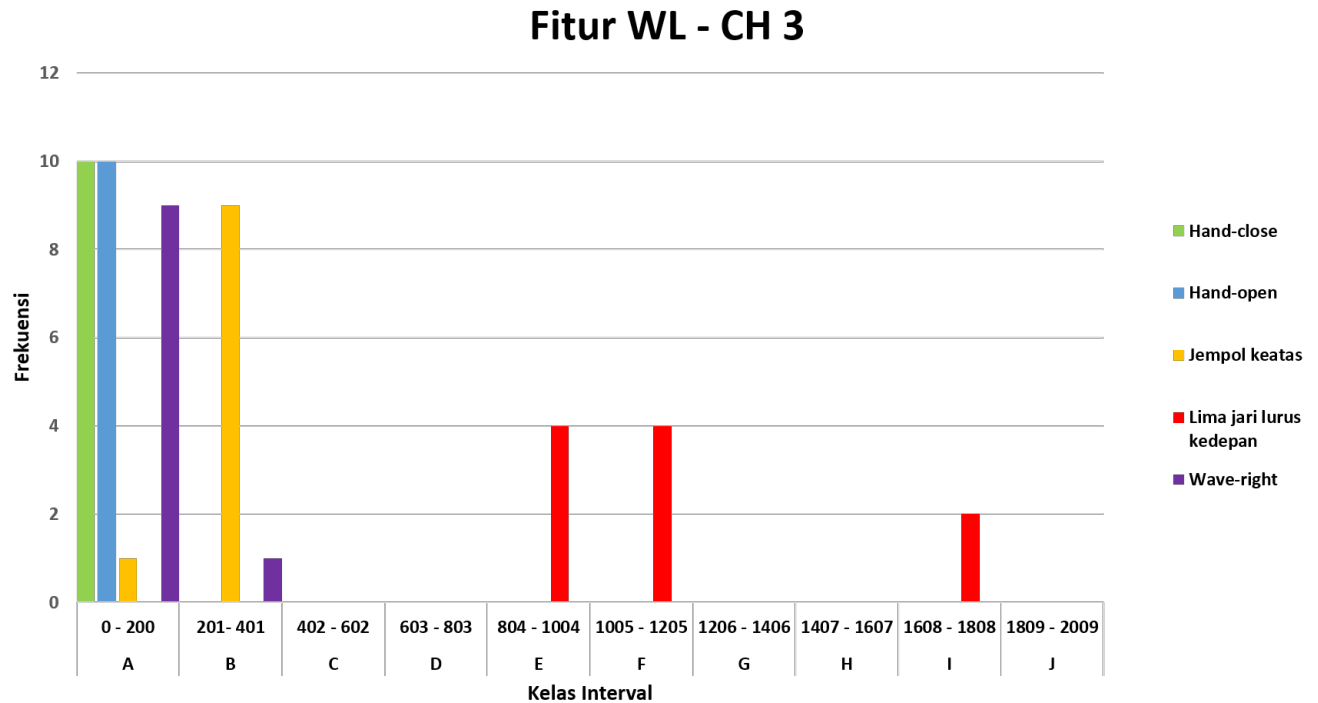
Gambar 12: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 8 terhadap semua gerakan .



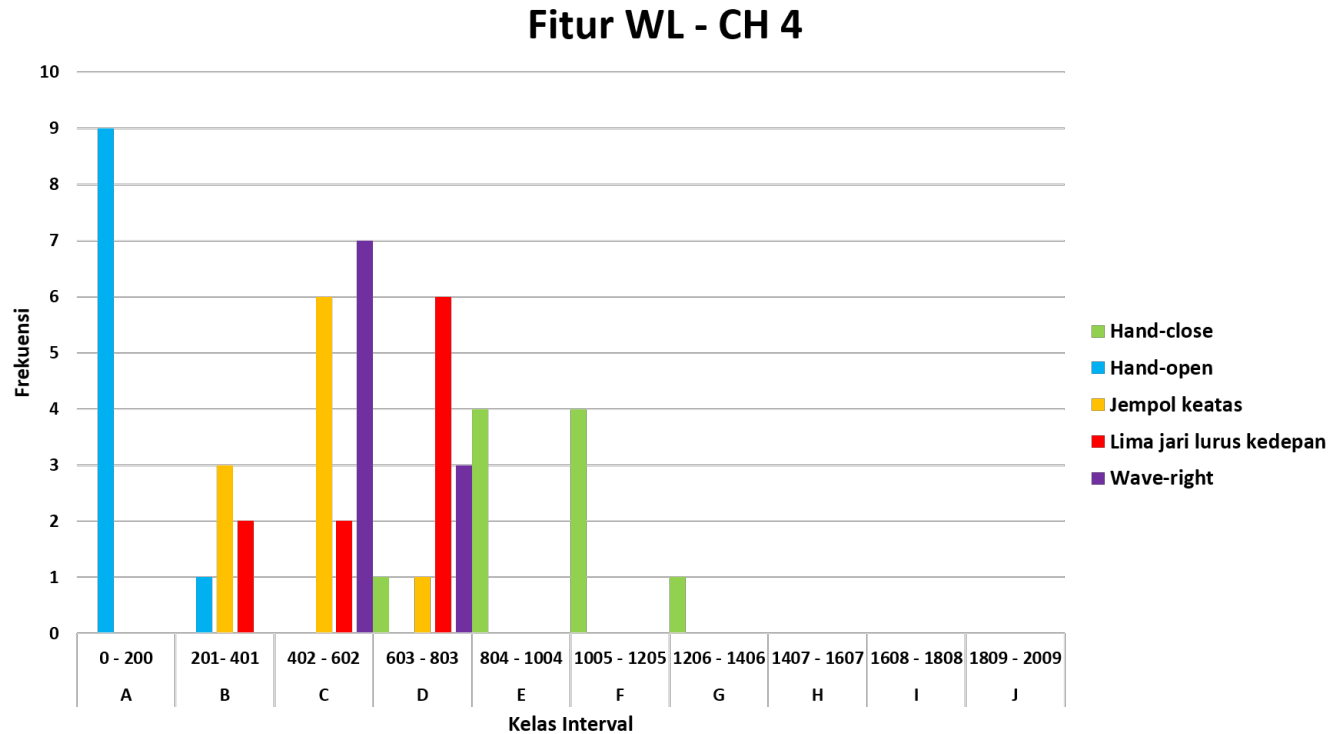
Gambar 13: Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada *channel* 1 terhadap semua gerakan .



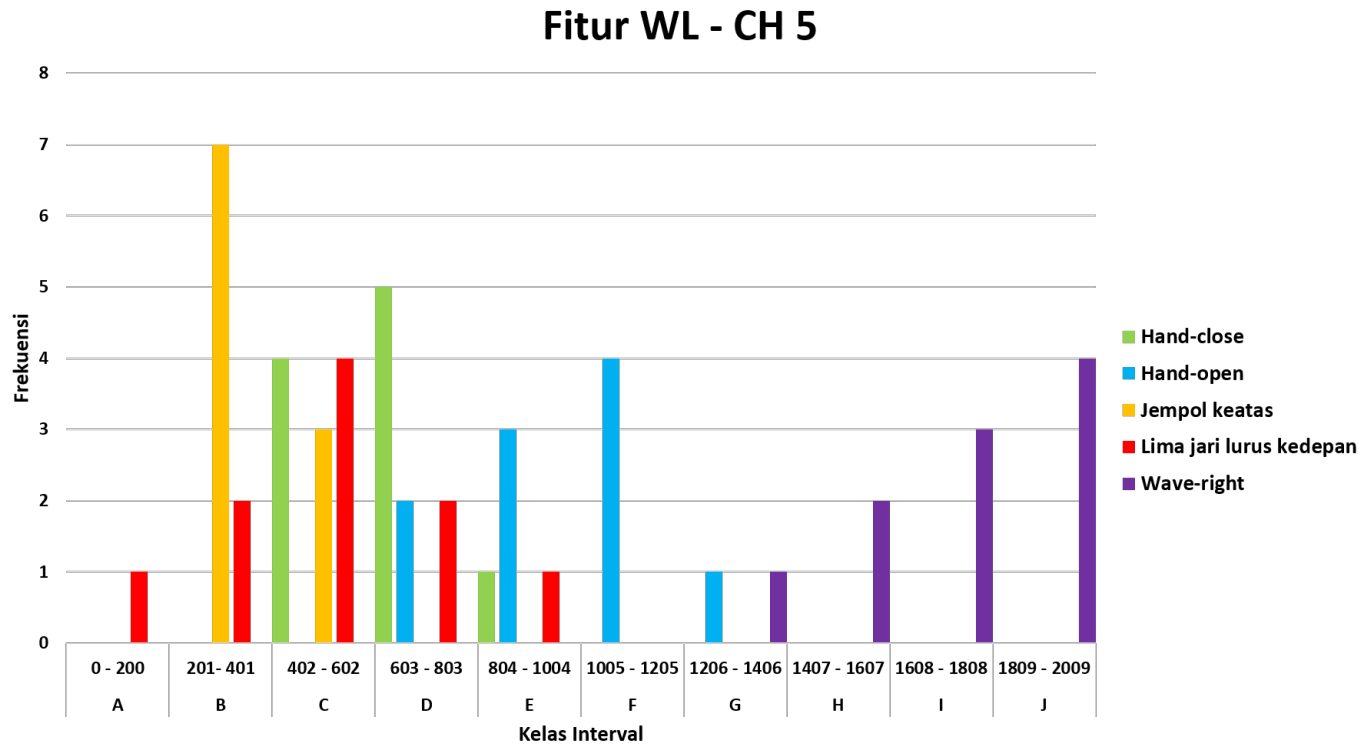
Gambar 14: Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada *channel* 2 terhadap semua gerakan .



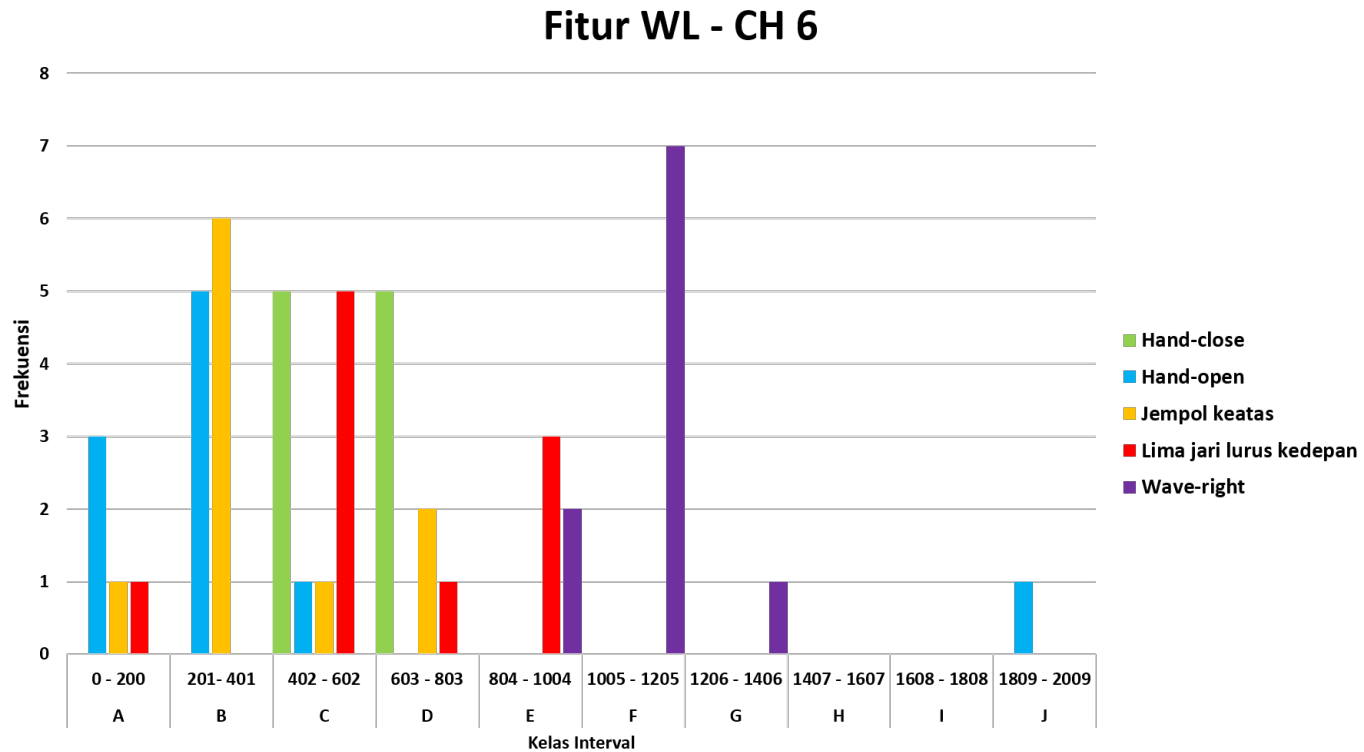
Gambar 15: Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada *channel* 3 terhadap semua gerakan .



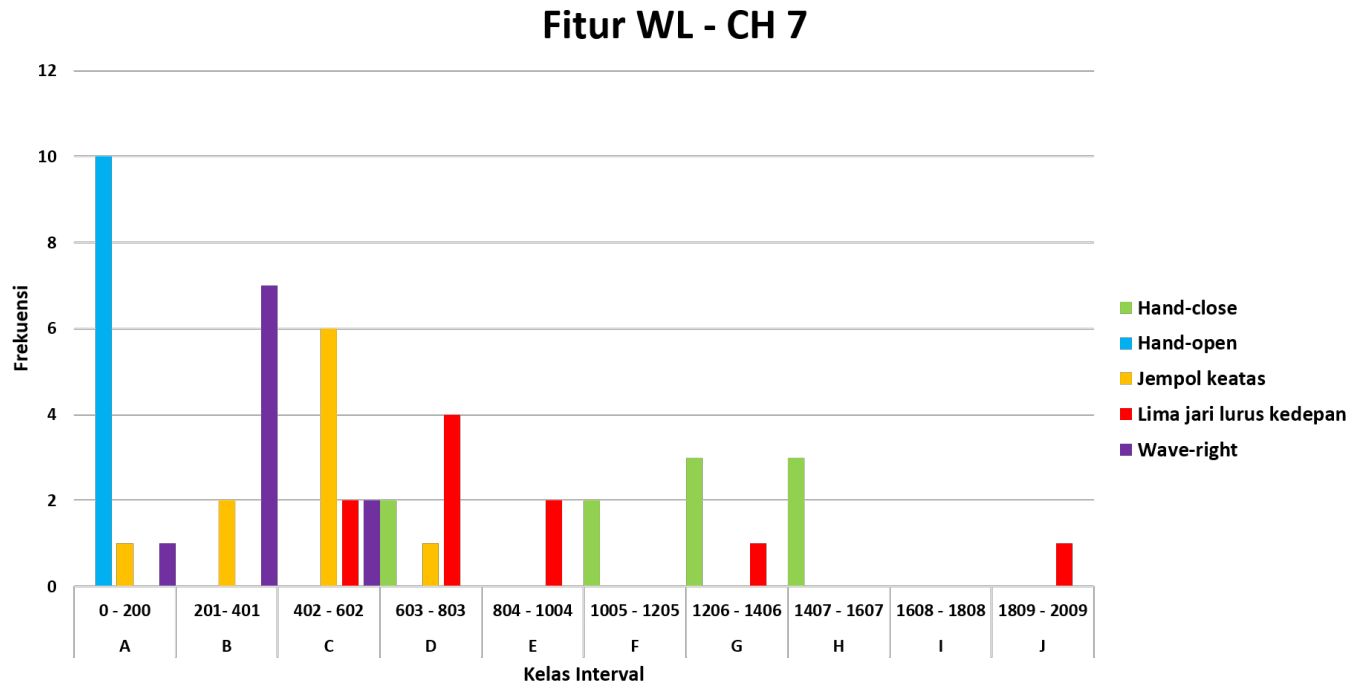
Gambar 16: Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada *channel* 4 terhadap semua gerakan .



Gambar 17: Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada *channel* 5 terhadap semua gerakan .

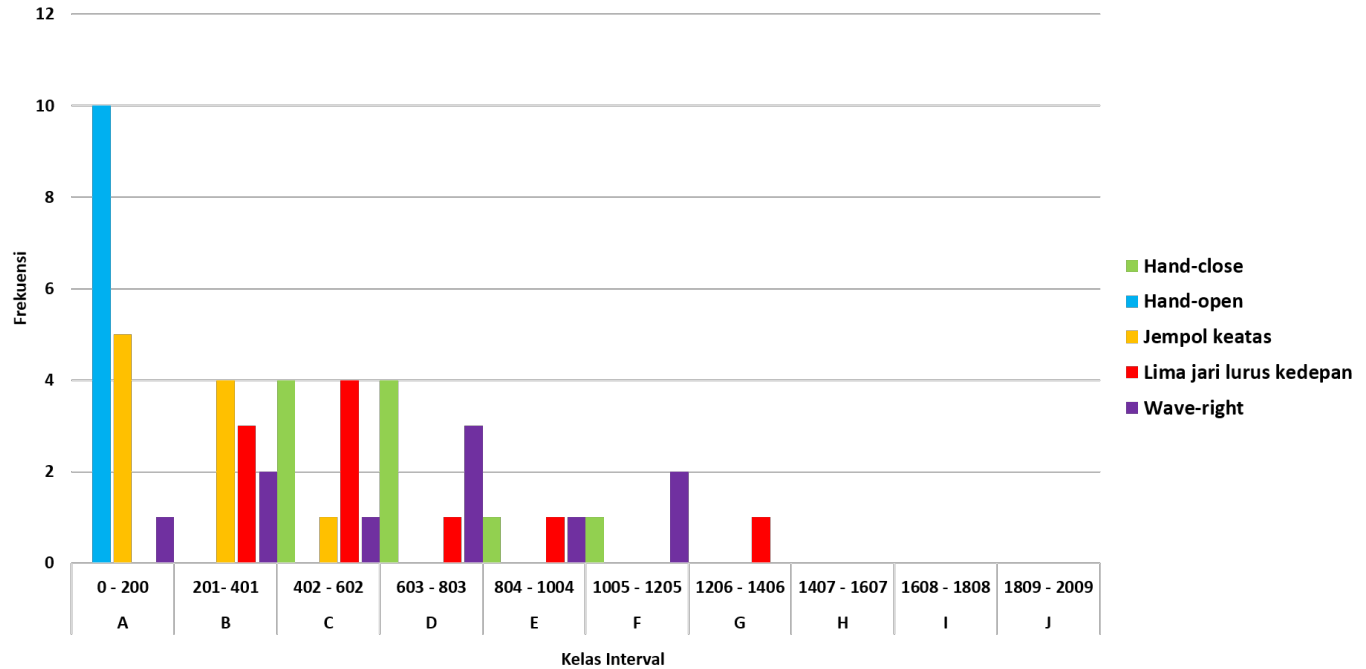


Gambar 18: Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada *channel* 6 terhadap semua gerakan .



Gambar 19: Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada *channel* 7 terhadap semua gerakan .

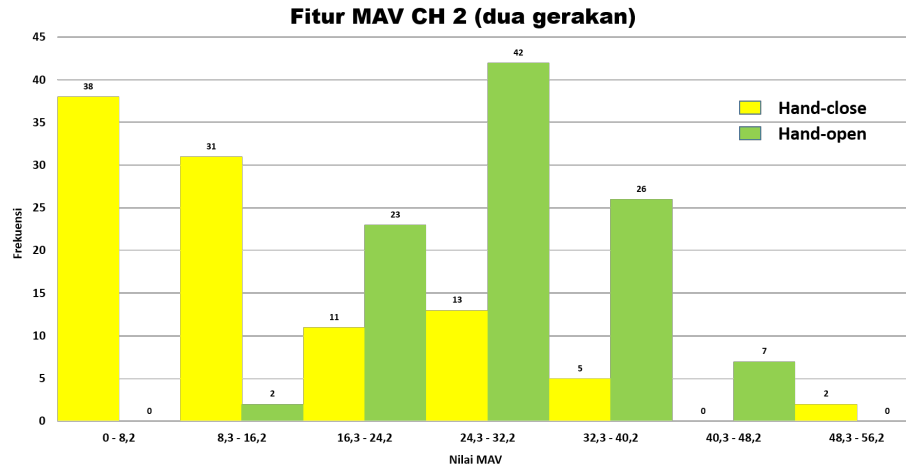
Fitur WL - CH 8



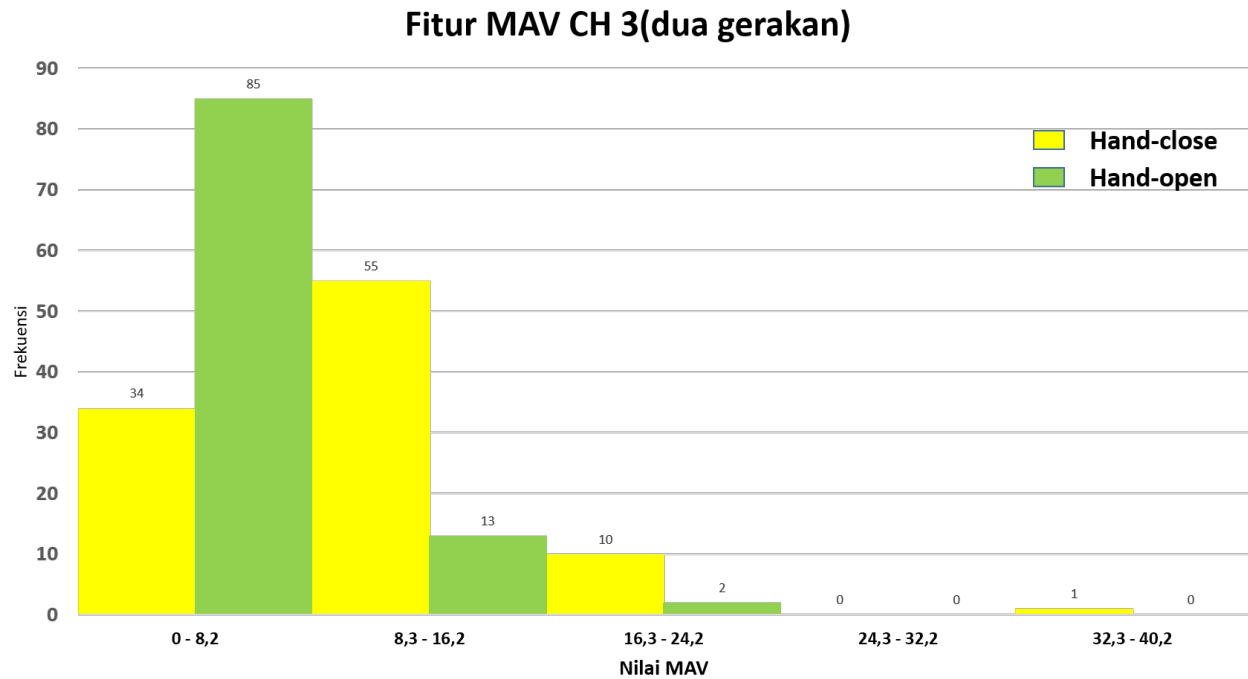
Gambar 20: Distribusi hasil ekstraksi fitur WL pada *channel* 8 terhadap semua gerakan .

LAMPIRAN III

Contoh hasil distribusi fitur MAV pada channel 3 dan 4 (Dua variasi gerakan)



Gambar 21: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 2 terhadap dua gerakan .



Gambar 22: Distribusi hasil ekstraksi fitur MAV pada *channel* 3 terhadap dua gerakan .

BIOGRAFI PENULIS



Andri Sukmanawati, lahir pada 8 April 1995 di Madiun, Jawa Timur. Penulis lulus dari SMA Negeri 2 Ngawi pada tahun 2013. Penulis kemudian melanjutkan pendidikan Strata satu ke Jurusan Teknik Komputer ITS Surabaya bidang studi Telematika. Saat di kuliah penulis aktif menjadi Asisten laboratorium B401 (Komputasi Multimedia)hingga saat ini. Penulis juga aktif menjadi anggota himpunan mahasiswa teknik elektro (HIMA-TEKTRO) dan pernah menjabat sebagai sekretaris departemen pengembangan sumber daya mahasiswa (PSDM) periode 2015/2016. Selama masa kuliah penulis aktif dalam mengikuti kepanitiaan dan kompetisi keilmiah-an. Penulis sangat tertarik pada *image processing* khususnya dalam bidang biomedik.

Halaman ini sengaja dikosongkan